

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт космических и информационных технологий
Базовая кафедра интеллектуальных систем управления

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой

_____ Ю. Ю. Якунин

«11» июня 2018г.

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

27.03.03 «Системный анализ и управление»

Алгоритм непараметрического дуального управления многомерными
дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием

Руководитель

подпись, дата

должность, ученая степень

Е. А. Чжан

Выпускник

подпись, дата

Д. А. Кемпф

Красноярск 2018

РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа по теме «Алгоритм непараметрического дуального управления многомерными дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием» содержит 69 страниц текстового документа, 32 иллюстрации, 4 таблицы, 55 формул, 29 использованных источников.

Ключевые слова: ДУАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ, АДАПТИВНЫЙ АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ, НЕПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТЬ, ОБЪЕКТ, МНОГОМЕРНЫЙ, ДИСКРЕТНОСТЬ, СИСТЕМА, НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОЕ УПРАВЛЕНИЕ.

Цель работы состоит в повышении точности управления многомерными безынерционными дискретно-непрерывными процессами в условиях неопределенности.

Чтобы выполнить поставленную цель, необходимо решить ряд задач: изучить алгоритм дуального управления для многомерных дискретно-непрерывных процессов с запаздыванием, реализовать алгоритм в виде программного модуля, провести сравнительный анализ работы данного алгоритма с другими.

В настоящее время, широко распространенными типами регуляторов при управлении различными процессами являются регуляторы, в основе которых заложены стандартные законы регулирования (П, ПИ, ПИД регуляторы). В связи с этим, остается актуальным вопрос о разработке новых управляющих систем, позволяющих более точно и быстрее управлять процессом.

В результате данной работы были получены вычислительные эксперименты, доказывающие эффективность непараметрического дуального управления многомерным объектом. Доказано, что данный алгоритм справляется в разы лучше, чем типовой регулятор, а в некоторых случаях регулятор вообще неспособен справиться с поставленной задачей.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	5
1 Задача управления в системном анализе.....	7
1.1 Постановка задачи управления.....	7
1.2 Задача идентификации дискретно-непрерывных процессов с запаздыванием.....	9
1.3 Уровни априорной информации.....	13
1.4 Непараметрическая модель объекта с запаздыванием.....	14
1.5 Адаптивные алгоритмы управления.....	17
1.6 Дуальное управление.....	20
Выводы по первой главе.....	22
2 Непараметрические алгоритмы дуального управления.....	23
2.1 Постановка задачи дуального управления.....	23
2.2 Непараметрический алгоритм дуального управления.....	29
2.2.1 Одномерный случай дуального управления.....	31
2.2.2 Многомерный случай дуального управления.....	32
2.3 Накопление информации.....	35
Выводы по второй главе.....	36
3 Численные исследования.....	37
3.1 Вычислительный эксперимент по управлению одномерным объектом... 37	
3.1.1 Линейный вид объекта.....	37
3.1.2 Нелинейный вид объекта.....	46
3.2 Вычислительные эксперименты по управлению одномерным объектом с неуправляемой переменной.....	51

3.3 Вычислительные эксперименты по управлению многомерным объектом	56
3.3.1 Линейный вид объекта	56
3.3.2 Нелинейный вид объекта	59
Выводы по третьей главе.....	64
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	66
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	67

ВВЕДЕНИЕ

Ежедневно человек выполняет различные задачи, направленные на удовлетворения своих потребностей. Эти задачи образуют ряды операций, делящиеся на два раздела: рабочие операции и операции управления.

Рабочие операции это действия, требуемые для выполнения процесса. Например, ручная обработка металла, вращение деталей двигателя. Замена человеческой силы в рабочих операциях называется механизацией. Целью является освободить человека от тяжелой физической работы, требующей ручной работы (передвижение металлических конструкций, земляные работы), также для защиты здоровья человека (химические работы), освобождение от однообразной, утомительной работы (заполнение документов, закручивание болтов при сборке механизмов) [1].

Для правильного и качественного выполнения рабочих операции, их необходимо направлять действиями другого рода – операциями управления[2]. Они будут предоставлять в нужные моменты времени параметры технологических операций: температуру, скорость, время начала и завершения операций, и т. д. Совокупность управляющих операций образует процесс управления.

Замену труда человека в операциях управления, называют автоматизацией, а технические устройства, выполняющие операции управления – автоматическими устройствами. Совокупность технических средств – машин, орудий труда, выполняющих данный процесс, – с точки зрения управления, является объектом управления. Совокупность средств управления и объекта образует систему управления [2], в которой все рабочие и управляющие операции выполняют автоматические устройства, называют автоматической системой.

Для правильного управления и построения систем нужны знания: во-первых, конкретные знания данного процесса, его технологии и, во-вторых, знание принципов и методов управления.

Технологические процессы имеют свои производственные показатели. Например, при выплавке стали измеряют количество серы в сплаве и если ее количество отличается от нормы, то конкретные, специальные знания дают возможность установить, что и как следует изменять в системе, чтобы получить требуемый результат.

При автоматизации возникает необходимость в различных видах операций управления. К одному из видов относятся операции начала, прекращения данной операции и перехода от одной операции к другой [9]. Также следует следить за показателями, находятся ли они в желаемом нам интервале.

Необходимость в управлении значениями показателей возникает в том случае, когда нормальный ход процесса нарушается из-за различного рода возмущений: колебаний нагрузки, воздействий внешней среды или внутренних помех.

Предмет исследования: непараметрические алгоритмы управления.

Объект исследования: безынерционный дискретно-непрерывный процесс с запаздыванием.

Цель работы состоит в повышении точности управления многомерными безынерционными дискретно-непрерывными процессами в условия неопределенности.

Задачи:

- рассмотреть предметную область, существующие алгоритмы управления;
- изучить алгоритм дуального управления для многомерных дискретно-непрерывных процессов с запаздыванием;
- реализовать алгоритм в виде программного модуля;
- провести сравнительный анализ работы данного алгоритма с другими.

1 Задача управления в системном анализе

1.1 Постановка задачи управления

Быстрое развитие вычислительной техники и увеличение уровня современного производства приводит к автоматизации все более сложных технологических объектов и целых производственных комплексов, к возможности организовать управление технологическим процессом, позволяет добиваться низких затрат и повышать эффективность [21]. Автоматическое управление начали применять в последние годы не только в технических системах для повышения эффективности производственных процессов, но и в системах организационного управления для совершенствования деятельности предприятий, организаций, отраслей народного хозяйства.

Нормальный ход различных технологических и производственных процессов может быть обеспечен лишь тогда, когда те или иные величины, которые характеризуют эти процессы, удовлетворяют определенным условиям [10].

Обычно автоматическая система управления строится из объекта управления и управляющего устройства.

Существуют различные трактовки задачи управления:

- задача состоит в том, чтобы управляющее устройство воздействовало на объект таким образом, чтобы был достигнут желаемый результат управления [18];
- задача поддержания постоянства или стабилизации управляемой величины. Наряду со стабилизацией управляемой величины часто возникает необходимость в ее изменении по заранее заданной программе либо по некоторому произвольному закону [10].

Существуют разные принципы управления.

Система с разомкнутым управлением представлена на Рисунк 1, где $u(t)$ – входное управляющее воздействие объекта; $x(t)$ – выходное управляемое

воздействие объекта; $\xi(t)$ – случайная помеха. Как видно из Рисунок 1 система является разомкнутой, а значит, полученный результат $x(t)$ никак не будет влиять на входную переменную $u(t)$, чтобы достигнуть желаемого результата. Наиболее распространенным является следующий принцип управления.

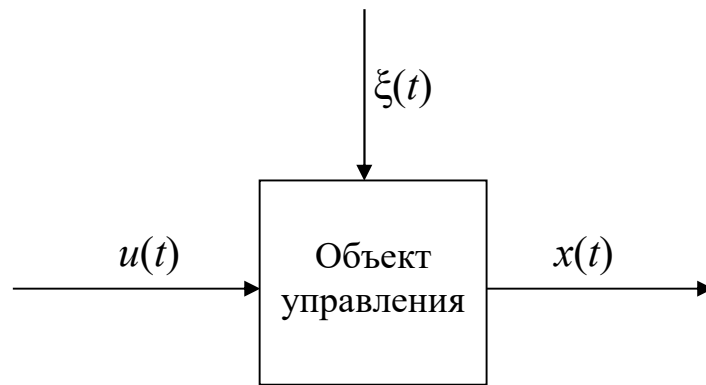


Рисунок 1 – Схема разомкнутого управления

Система управления с обратной связью или замкнутая система представлена на Рисунок 2. Здесь задача устройства управления состоит в том, чтобы полученное значение $x(t)$ было максимально близко к желаемому значению $x^*(t)$. Если говорить иными словами, то отклонения регулируемой величины преобразуются управляющим устройством в воздействия на управляющий орган [10]. В этой системе качество управления зависит от точности сравнения желаемого $x^*(t)$ и полученного $x(t)$.

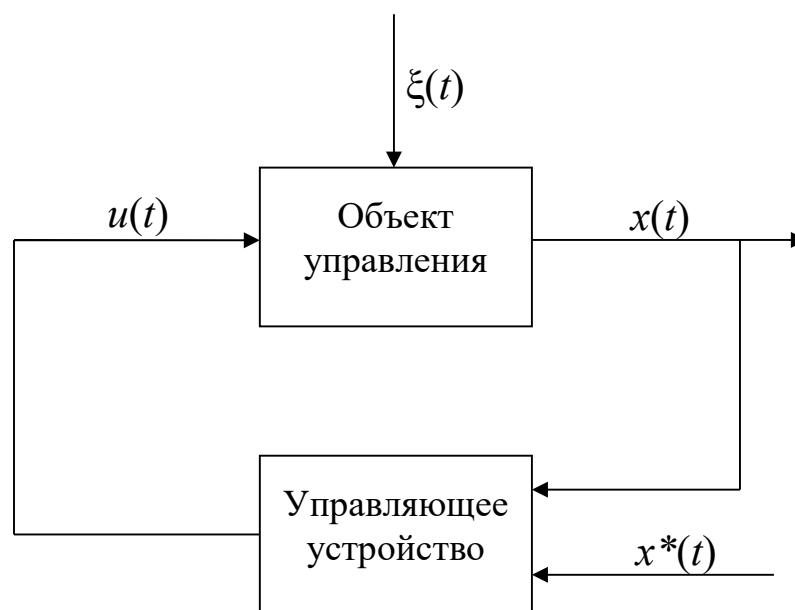


Рисунок 2 – Схема управления с обратной связью

Большую роль при математической формулировке задачи управления играет уровень априорной информации об объекте управления, которой зачастую недостаточно. В связи с этим, трудности связанные с априорной информацией в обучающихся системах, являются значимыми в теории автоматического управления.

1.2 Задача идентификации дискретно-непрерывных процессов с запаздыванием

Задача теории идентификации состоит в построении оптимальной модели по результатам наблюдений над входными и выходными переменными системы [19]. Если говорить другими словами, то модель должна быть такой, что её реакция и реакция объекта на один и тот же входной сигнал должны быть близкими.

На Рисунок 3 изображена общепринятая схема идентификации [19], где $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_n(t))$ – входное управляющее воздействие объекта; $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t))$ – выходное управляемое воздействие объекта; (t) – время; Δt – дискретность контроля «входных - выходных» переменных; $\xi(t)$ –

случайная помеха; A – неизвестный оператор объекта; на блоки контроля переменных G^u, G^x действуют случайные помехи $g^u(t), g^x(t)$; u_i, x_i – измерения переменных $u(t), x(t)$.

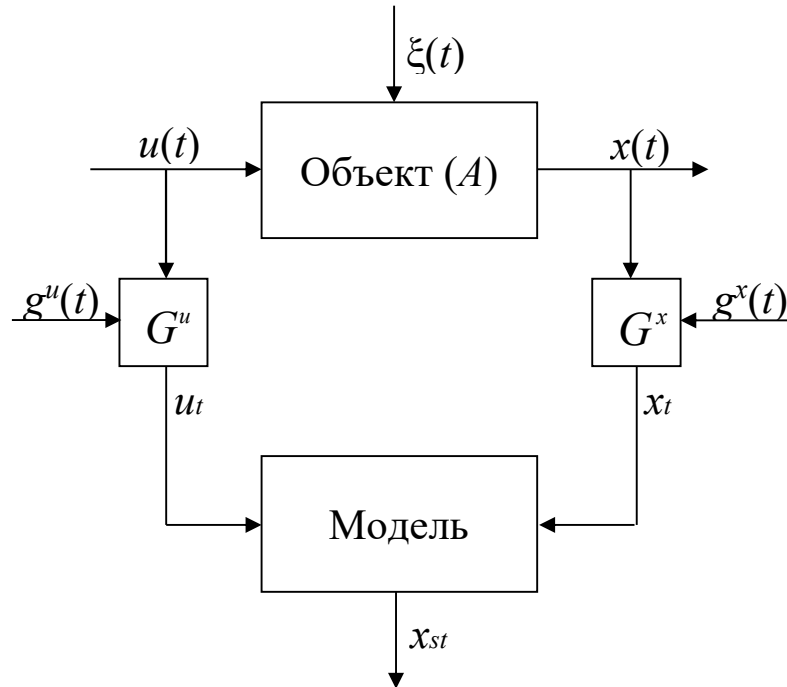


Рисунок 3 – Общая схема идентификации

Имеется выборка «входных - выходных» переменных процесса $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$, где s – объем выборки. Измерения «входных - выходных» переменных объекта u_i, x_i , передаются в «Модель». По заданному алгоритму в блоке «Модель», находятся значения выхода модели x_{st} .

Описанный выше процесс является дискретно-непрерывным, т. е. процесс, протекающий непрерывно во времени, однако «входные - выходные» переменные контролируются через дискретный момент времени Δt .

Конечно, в реальности большинство состояний систем зависит в момент времени t как от входных воздействий, так и от предыдущих состояний. Такая система является динамической. Динамическую систему можно представить в виде уравнения

$$x(t) = A(u(t), x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-k), \xi(t)), \quad (1)$$

где k —общее время работы системы.

Если состояние системы $x(t)$ будет зависеть только от входных переменных $u(t)$, тогда система будет статической и уравнение (1) можно представить в виде

$$x(t) = A(u(t), \xi(t)). \quad (2)$$

В некоторых случаях приходится рассматривать динамическую систему как статическую систему с запаздыванием. Представим что, некоторые переменные процесса измеряются с помощью электронных приборов, а другие с помощью химических реакций. Из этого следует, что дискретность контроля первого Δt будет маленькой, а второго ΔT достаточно большой, то есть $\Delta T > \Delta t$. В этих случаях исследуемая система может быть представлен как статическая с запаздыванием

$$x(t) = f(u(t - \tau), \xi(t)), \quad (3)$$

где $x(t)$ — выходная переменная;

$u(t - \tau)$ — входная переменная;

τ — запаздывание;

t — время;

$\xi(t)$ — случайная помеха.

1.2.1 Идентификация в «узком» и «широком» смыслах

При моделировании разнообразных дискретно-непрерывных процессов в настоящее время доминирует теория идентификации в «узком» смысле, так называют параметрическую идентификацию. Изучение параметрической теории началось гораздо ранее, чем непараметрической. Ее смысл состоит в том, что сначала, используя априорную информацию, определяют, к какому параметрическому классу относится оператор A^α .

$$x_a(t) = A^\alpha(u(t), t, \alpha), \quad (4)$$

где $u(t)$ – входная переменная;

t – время;

α – некий параметр.

На втором этапе продельывают оценку параметров α , используя имеющуюся выборку $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$. Результат идентификации зависит от того, насколько правильно определен оператор (4) на первом этапе.

Идентификация в «широком» смысле – это непараметрическая идентификация. Здесь отсутствует выбор параметрического класса оператора (4). Зачастую значительно проще определить класс операторов на основе сведений качественного характера. Например, линейности или типа нелинейности процесса, однозначности или неоднозначности и другое [20]. В этом случае задача идентификации состоит в оценивании этого оператора на основе выборки $\{u_i, x_i, i = \overline{1, s}\}$

$$x_s(t) = A_s(u(t), \vec{x}_s, \vec{u}_s), \quad (5)$$

где $\vec{x}_s = (x_1, x_2, \dots, x_s)$, $\vec{u}_s = (u_1, u_2, \dots, u_s)$ – временные векторы.

Оценка оператора A_s может быть осуществлена средствами непараметрической статистики. Можно утверждать, что идентификация в этом случае является более адекватной для некоторых реальных задач.

К методам идентификации в «широком» смысле относится непараметрическая оценка функции регрессии по наблюдениям

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \cdot \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{u^j - u_i^j}{c_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{u^j - u_i^j}{c_s}\right)}, \quad (6)$$

где $u(t)$ – входное управляющее воздействие;

$x(t)$ – выходное управляемое воздействие;

$\Phi(\cdot)$ – ядерная колоколообразная функция;

c_s – коэффициент размытости ядра.

О процессе идентификации в «широком» смысле пишет Н.С. Райбман в предисловии к книге П. Эйкхоффа [7]: «Априорная информация об объекте при идентификации в «широком» смысле отсутствует или очень бедная, поэтому приходится предварительно решать большое число дополнительных задач. К этим задачам относятся: выбор структуры системы и задание класса моделей, оценивание степени стационарности и линейности объекта и действующих переменных, оценивание степени и формы влияния входных переменных на выходные, выбор информативных переменных и др. К настоящему времени накоплен большой опыт решения задач идентификации в «узком смысле». Методы же решения задач идентификации в «широком» смысле начали разрабатываться только в последние годы, и здесь результаты значительно скромнее, что в первую очередь можно объяснить чрезвычайной трудностью задачи». К методам идентификации в «широком» смысле относится непараметрическая оценка функции регрессии по наблюдениям [24].

1.3 Уровни априорной информации

Априорная информация играет важную роль при решении задачи идентификации, а именно информации об исследуемом процессе. Априорная информация является неотъемлемой частью математической постановки задач, и в зависимости от ее уровня, методы решения задач оказываются различными. Я. З. Цыпкин прямо говорил: «Априорная информация – это основа для формулировки проблемы оптимальности. Текущая информация – средство решения этой проблемы»[6]. Текущая информация – это результаты измерения всех доступных переменных, определяющих характер и поведение исследуемого процесса.

Различные уровни априорной информации при постановке задач

управления подробно рассматривались А. А. Фельдбаумом [4]. Ниже мы рассмотрим некоторые уровни априорной информации, предложенные Медведевым А.В. [5]:

- уровень параметрической неопределенности. Параметрический уровень априорной информации предполагает наличие параметрической структуры модели и некоторых характеристик случайных помех, обычными это математическое ожидание и дисперсия. Решается задача идентификации в «узком» смысле;

- уровень непараметрической неопределенности. Непараметрический уровень априорной информации предполагает отсутствие параметрической модели, но требует наличие некоторых сведений о процессе, например, однозначность, либо неоднозначность его характеристик, линейность процесса либо его нелинейность. Для решения задач идентификации на этом уровне априорной информации (идентификация в «широком смысле») применяются методы непараметрической статистики;

- уровень параметрической и непараметрической неопределенности. Важными с точки зрения практики являются задачи идентификации многосвязных систем в условиях, когда объем исходной информации не соответствует ни одному из вышеописанных типов. Таким образом, мы получаем задачу, при которой идентификация формулируется в условиях и параметрической, и непараметрической априорной информации. Тогда и модели представляют собой взаимосвязанную систему параметрических и непараметрических соотношений.

1.4 Непараметрическая модель объекта с запаздыванием

Как уже говорилось ранее, чтобы воспользоваться параметрической идентификацией необходимо наличие большой априорной информации, она нужна для нахождения параметрической структуры объекта. Чаще всего

априорная информация в таких объемах, каких нужно отсутствует, вследствие чего структуру объекта не удастся определить с точностью [23].

В условиях малой априорной информации целесообразно использовать методы непараметрической идентификации. Методы непараметрической идентификации не требуют информации о параметрической структуре объекта, хотя и здесь существуют разные сложности при решении задач. Для построения моделей в условиях непараметрической неопределенности используется непараметрическая оценка кривой регрессии. Для многомерного случая будет иметь вид

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{u^j - u_i^j}{c_s}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^k \Phi\left(\frac{u^j - u_i^j}{c_s}\right)}, \quad (7)$$

где $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_n(t))$ – входное управляющее воздействие;

$x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t))$ – выходное управляемое воздействие;

$\Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right)$ – ядерная колоколообразная функция;

c_s – коэффициент размытости ядра.

Ядерная функция и коэффициент размытости ядра удовлетворяют следующим условиям сходимости [13]:

$$\begin{aligned} c_s &> 0; & \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right) &< \infty; \\ \lim_{s \rightarrow \infty} c_s &= 0; & c_s^{-1} \int_{\Omega(u)} \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right) dx &= 1; \\ \lim_{s \rightarrow \infty} s c_s^m &= \infty; & \lim_{s \rightarrow \infty} c_s^{-1} \Phi\left(\frac{u - u_i}{c_s}\right) &= \delta(u - u_i), \end{aligned}$$

где $\delta(u - u_i)$ – дельта-функция Дирака.

Могут быть использованы различные формы ядерных функций:
параболическое ядро

$$\Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right) = \begin{cases} 0.75 \left(1 - \left(\frac{u-u_i}{c_s} \right)^2 \right), & \left| \frac{u-u_i}{c_s} \right| \leq 1; \\ 0, & \left| \frac{u-u_i}{c_s} \right| > 1; \end{cases} \quad (8)$$

кубическое ядро

$$\Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right) = \begin{cases} \left(1 + 2 \left| \frac{u-u_i}{c_s} \right| \right) \left(1 - \left(\frac{u-u_i}{c_s} \right)^2 \right), & \left| \frac{u-u_i}{c_s} \right| \leq 1; \\ 0, & \left| \frac{u-u_i}{c_s} \right| > 1. \end{cases} \quad (9)$$

В своей работе я использую треугольное ядро

$$\Phi\left(\frac{u-u_i}{c_s}\right) = \begin{cases} 1 - \left| \frac{u-u_i}{c_s} \right|, & \left| \frac{u-u_i}{c_s} \right| \leq 1; \\ 0, & \left| \frac{u-u_i}{c_s} \right| \geq 1. \end{cases} \quad (10)$$

Можно представить ядерные функции, описанные выше в графическом виде

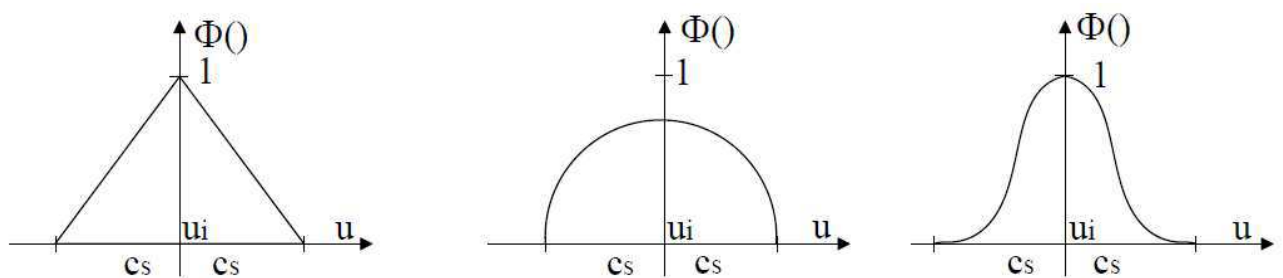


Рисунок 4 – Виды ядерных функций

Во многих случаях выбор формы ядра не играет существенной роли, что не сказать о выборе коэффициента размытости ядра c_s . Параметр размытости c_s можно определить путем решения задачи минимизации квадратичного показателя соответствия выхода объекта и выхода модели, основанного на «методе скользящего экзамена»

$$R(c_s) = \sum_{k=1}^s (x_k - x_s(u_k, c_s))^2 = \min_{c_s}, k \neq i. \quad (11)$$

1.5 Адаптивные алгоритмы управления

Теоретики, изучающие управления, понимали, что, как правило, точное описание системы управления недоступно, и неизбежные неопределённости параметров и характера динамики системы приводят к необходимости управлений в условиях неопределённости [8].

В связи с усложнением решаемых задач и отсутствием практической возможности подробного изучения процессов в управляемых объектах, возникает нужда в использовании адаптивных систем.

Например, летательные устройства, многокомпонентные технологические процессы химической продукции, для таких объектов априорную информацию получить не возможно, так как параметры для замера имеют слишком большой разброс.

Неадаптивные методы управления предусматривают наличие большого содержания априорной информации о работе объекта на начальной стадии. Как наверняка стало понятно, что чем больше априорной информации, тем лучше качество неадаптивного управления.

При отсутствии априорной информации об управлении объекта, а также при неопределенности, адаптивные системы должны стремиться к высокому качеству управления.

Смысл работы адаптивной системы заключается в том, что получение и обработка нужной информации об управляющем процессе происходит не на начальной стадии, а самой системой в процессе работы.

Таким образом, к адаптивному управлению приходится обращаться, когда сложность управляемого процесса достигает такого уровня, при котором влияние неопределенности или малой априорной информации об условиях работы системы становится существенным для обеспечения заданного качества процессов управления [17].

1.5.1 Классификация адаптивных систем

Адаптивные системы используют информацию для анализа состояния системы управления, например, изменения свойств, параметров управляющих воздействий. Поэтому, в зависимости от способов реализации изменений в процессе эксплуатации системы, можно разделить адаптивные системы на классы:

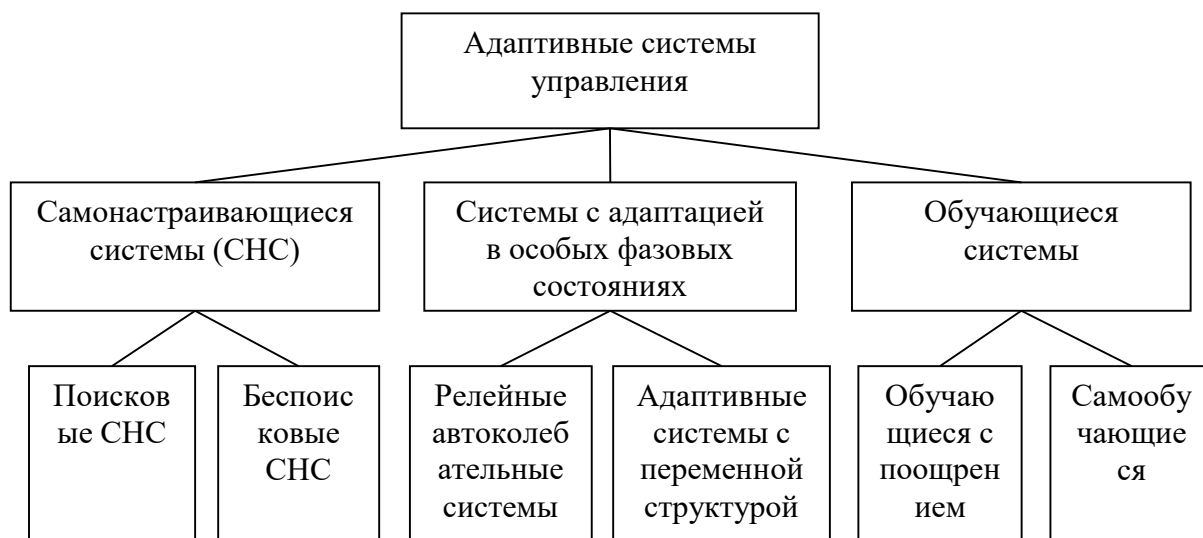


Рисунок 5 – Классификация адаптивных систем управления

Рассмотрим некоторые классы, которые более нам знакомы, а именно самонастраивающиеся системы (СНС) и обучающиеся системы.

1) Самонастраивающиеся системы (СНС). В данных системах присутствуют специальные контуры самонастройки. Они обрабатывают

динамические и статические характеристики системы и выдают управляющие воздействия такие, что система самопроизвольно приближается к желаемому результату, чаще задаваемому математически в виде критерия качества функционирования. При этом контур самонастройки служит для изменения характеристик основного контура, чтобы добиться заданного критерия качества управления. В большинстве случаев критерий качества управления выражается в виде функционала, либо функции от параметров системы. В ходе деятельности системы значение функционала качества меняется и целью контура самонастройки является обеспечение экстремального (минимального или максимального) значения критерия. Определение и поддержание экстремального значения критерия качества управления, может производиться либо с помощью пробных отклонения системы, либо с помощью аналитического определения условий экстремума. В зависимости от рассмотренных способов нахождения экстремума самонастраивающиеся системы разделяются на поисковые и беспоисковые. Сами поисковые самонастраивающиеся системы, смотря какие применяются методы поиска, делятся на системы со случайным поиском, с поиском по методу градиента, с поиском по методу Гаусса-Зейделя. В классе беспоисковых самонастраивающихся систем можно также разделить на самонастраивающиеся системы, использующие информацию о частотных характеристиках, самонастраивающиеся системы с контролем временных характеристик и границ устойчивости, самонастраивающиеся системы с эталонными моделями, градиентные самонастраивающиеся системы.

2) Обучающиеся системы управления характеризуются присутствием специализированных действий обучения, которые заключатся в поэтапном накоплении, запоминании и рассмотрении данных о поведении системы и изменении законов функционирования в сравнении с приобретаемым опытом. К процессу обучения надо прибегать в таком случае, если не только мал объём априорных данных об объекте, но и при отсутствии возможности определения

подробных причинно-следственных связей в структуре самой системы из-за ее трудности.

Накапливание и обобщение данных в ходе обучения, возможно, осуществлять за счёт внесения «эталонного опыта» в систему извне или посредством формирования подобного опыта внутри системы. К примеру, в первоначальном случае обучаемой системе предъявляют последовательность ситуаций, образов либо режимов, которые обладают предварительно известными свойствами, либо различаются по принадлежности определённым классам. Действия системы в ответ на подобную обучающую последовательность ситуаций сформировывают на основе принципа «поощрение-наказание», т.е. правильная реакция системы на предъявленную ситуацию запоминается и применяется для организации регулируемых изменений динамических качеств системы управления. В зависимости от метода накопления навыка указанные системы делят на обучающиеся с поощрением и обучающиеся без поощрения (самообучающиеся) системы.

1.6 Дуальное управление

Теория дуализма в системах управления впервые была упомянута и развита А. А. Фельдбаумом [3]. Принцип дуализма заключается в том, что управляющие воздействия носят двойственный характер. Они, как замечает А. А. Фельдбаум, «должны быть в известной мере изучающими, но, в известной мере, направляющими» [4]. Первоначально А. А. Фельдбаум развивал теорию дуального управления в байесовой постановке. На Рисунок 6 представлена схема управления дискретно-непрерывным объектом в общем виде.

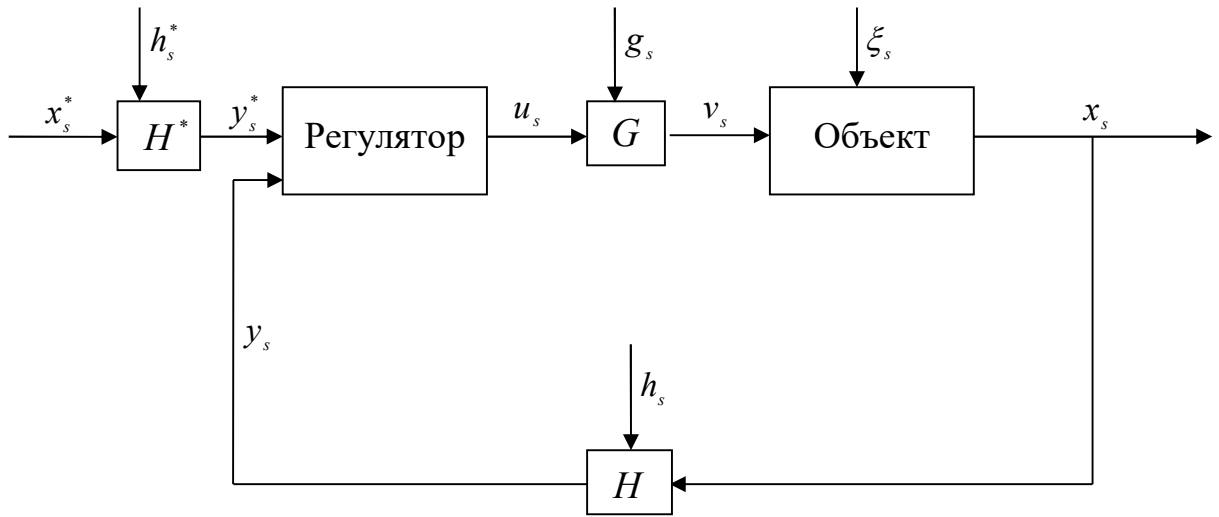


Рисунок 6 – Общая схема управления

Разберем все, что изображено на схеме. Задающее воздействие x_s^* смешивается в H^* с шумом h_s^* и поступает в виде y_s^* в «Регулятор». Выход объекта x_s тоже смешивается с шумом h_s в H и поступает как y_s в тот же «Регулятор». Управляющее воздействие u_s смешивается с помехой g_s в G и поступает в виде v_s на объект, на который действует помеха ξ_s . s – дискретное время; H, H^*, G – каналы связи.

Так как задача байесова, то считается, что h_s^*, h_s, g_s – независимые случайные величины с неизменными плотностями вероятности $P(h_s^*), P(h_s), P(g_s)$, $\xi_s = \xi(s, \mu)$, где μ – случайный вектор с известной априорной плотностью вероятности $P(\mu)$. Также полагаем $x_s = x(\lambda, s)$, где λ – случайный вектор с заданной плотностью вероятности $P(\lambda)$ и все внешние воздействия – $\xi_s, h_s^*, h_s, g_s, x_s^*$ – статистически независимы. Объект не имеет памяти и описывается уравнением $x_s = F(\xi_s, v_s)$, где F – ограничена, однозначна и дифференцируема. Способы комбинации сигнала и шума считаются известными и неизменными, то есть $y_s^* = y^*(x_s^*, h_s^*), v_s = v(u_s, g_s), y_s = y(x_s, h_s)$ вместо которых и вероятностных характеристик шумов можно сразу задать условные плотности вероятности $P(y_s^* / x_s^*), P(v_s / u_s), P(y_s / x_s)$. Задача

состоит в определении оптимальной стратегии регулятора:

$P_s(u_s) = \Gamma_s(u_s / \vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}, \vec{y}_s^*), 0 \leq s \leq n$, где $\vec{u}_s = (u_0, \dots, u_s)$, $\vec{y}_s = (y_0, \dots, y_s)$ – временной вектор, и по аналогии $\vec{y}_s^*, 0 \leq s \leq n$.

Теория дуального управления в постановке А. А. Фельдбаума предполагает наличие довольно большого объема априорной информации об исследуемом объекте и каналах связи. Это часто вызывает серьезные затруднения при разработке систем дуального управления реальными процессами и объектами.

Выводы по первой главе

Для облегчения человеческого труда, были разработаны алгоритмы управления технологическими процессами. Важнейшую роль представляет априорная информация, ведь именно она является основой для формулировки задачи управления. Когда имеется достаточно априорной информации об объекте, то целесообразно использовать идентификацию в «узком» смысле (параметрическая идентификация), когда у нас обратная ситуация, т.е. априорной информации мало, чтобы управление процессами проходило более качественно, были разработаны адаптивные алгоритмы управления. Рассмотрим, какие существуют принципы управления.

Для моей же работы интерес представляет алгоритм непараметрического дуального управления многомерными дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием.

2 Непараметрические алгоритмы дуального управления

2.1 Постановка задачи дуального управления

Выше мы рассмотрели общую схему управления. Именно такая схема исследуется в теории дуального управления [4]

При формулировке задачи введем следующие уточнения, которые уже упоминались ранее:

1) Исследуется дискретно-непрерывная система, т. е. такая система, в которой имеет место квантование по времени, но отсутствует квантование по уровню. Все величины рассматриваются лишь в дискретные моменты времени $t = 0, 1, 2, \dots, n$ [3]. Значение величины в s -й дискретный момент времени будем указывать индексом s . Таким образом, рассматриваются величины x_s^* , y_s^* , u_s , v_s и т.д.

2) Рассматриваемая задача – байесова, т. е. задача, в которой заданы априорные плотности вероятностных распределений случайных величин.

3) Объект не имеет памяти, иначе говоря, значение x_s выходной величины объекта зависит лишь от значений входных величин v_s и ξ_s в тот же момент времени. Описывается уравнением $x_s = F(\xi_s, v_s)$, где F – ограничена, однозначна и дифференцируема.

4) Способы сочетаний сигнала и шума в блоках H^* , H , G считаются известными и неизменными, а сами блоки не имеющими памяти.

Задача состоит в определении оптимальной стратегии регулятора.

Введем критерий качества W . Пусть удельная функция потерь, соответствующая s -му моменту времени, имеет вид

$$W_s = W(s, x_s, x_s^*). \quad (12)$$

Тогда общая функция потерь за все время n будет равна сумме всех удельных функций потерь

$$W = \sum_{s=0}^n W(s, x_s, x_s^*). \quad (13)$$

Оптимальной системой будет такая система, у которой средний риск R минимален, иными словами, чем меньше математическое ожидание (M) величины W , тем лучшей будет считаться система. Значение риска можно выразить в формуле

$$R = M\{W\} = \sum_{s=0}^n M\{W(s, x_s, x_s^*)\} = \sum_{s=0}^n M\{W_s\} = \sum_{s=0}^n R_s, \quad (14)$$

где R_s - удельный риск в s -ом такте.

Будем думать, что «Регулятор» на Рисунок 6 обладает памятью и представим, что его действия случайные, т. е. «Регулятор» описывается случайной стратегией [4].

Введем временные векторы: $\vec{u}_s = (u_0, \dots, u_s)$, $\vec{x}_s = (x_0, \dots, x_s)$, $\vec{v}_s = (v_0, \dots, v_s)$, также аналогично и для \vec{v}_s^* , \vec{x}_s^* , \vec{y}_s^* , \vec{y}_s , $0 \leq s \leq n$.

Тогда управляющая часть будет описываться плотностью вероятности

$$P_s(u_s) = \Gamma_s(u_s | \vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}, \vec{y}_s^*), \quad 0 \leq s \leq n. \quad (15)$$

Задача состоит в том, чтобы найти такую последовательность функций Γ_s при которой полный риск (14) минимален. Поскольку сутью Γ_s является плотность вероятности, то

$$\Gamma_s \geq 0, \quad \int_{\Omega(u_s)} \Gamma_s(u_s) d\Omega = 1, \quad (16)$$

где $\Omega(u_s)$ - область возможных значений u_s , а $d\Omega$ - её бесконечно малый элемент [16].

2.1.1 Нахождение оптимальной стратегии для разомкнутой системы

По А. А. Фельдбауму, первый этап решения задачи состоит в выводе формулы полного риска R_s [15]. Задающее воздействие $x_s^* = x_s^*(s, \lambda)$, где λ – вектор параметров: $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_q)$. Для начала найдем условный удельный риск r_s . В теории дульного управления он вычисляется так

$$r_s = M \{W_s | \vec{y}_s^*, \vec{u}_{s-1}^*, \vec{y}_{s-1}\} = \int_{\Omega(\lambda, x_s)} W_s(s, x_s^*(s, \lambda), x_s) P(\lambda, x_s | \vec{y}_s^*, \vec{y}_{s-1}, \vec{x}_{s-1}) d\Omega. \quad (17)$$

Применив теорему умножения вероятностей, (17) можно представить как

$$P(\lambda, x_s | \vec{y}_s^*, \vec{y}_{s-1}, \vec{x}_{s-1}) = P(\lambda | \vec{y}_s^*, \vec{y}_{s-1}, \vec{x}_{s-1}) P(x_s | \vec{y}_s^*, \vec{y}_{s-1}, \vec{x}_{s-1}). \quad (18)$$

Учитывая, что λ в (18) зависит только от \vec{y}_s^* , то

$$P(\lambda | \vec{y}_s^*, \vec{y}_{s-1}, \vec{x}_{s-1}) = P(\lambda | \vec{y}_s^*) = P_s(\lambda), \quad (19)$$

где $P_s(\lambda)$ – апостериорная плотность вероятности для λ в момент времени s на основе наблюдений \vec{y}_s^* . Поскольку во втором умножении (18) фиксация λ ничего не меняет, раз уже зафиксировано задающее воздействие \vec{y}_s^* , то

$$P(x_s | \lambda, \vec{y}_s^*, \vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}) = P(x_s | \vec{y}_s^*, \vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}). \quad (20)$$

Преобразуем формулу, подставив (18) в (17), учитывая (19), (20), получим

$$r_s = \int_{\Omega(\lambda, x_s)} W_s(s, x_s^*(\lambda, s), x_s) P(\lambda) P(x_s | \vec{y}_s^*, \vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}) d\Omega. \quad (21)$$

Следуя теории А. А. Фельдбаума [4], выражение (21) преобразуется к виду

$$r_s = \int_{\Omega(\lambda, \mu, x_s, u_s)} W_s(s, x_s^*(s, \lambda), x_s) \frac{P(\lambda)P(\vec{y}_s^*|\lambda)}{P(\vec{y}_s^*)} P(x_s|\mu, s, u_s) \times$$

$$\times \frac{P(\lambda) \prod_{i=0}^{s-1} P(y_i|\mu, i, u_i)}{P(\vec{y}_{s-1}, \vec{u}_{s-1}|\vec{y}_s^*)} \prod_{i=0}^s \Gamma(u_i|\vec{y}_i^*, \vec{u}_{i-1}, \vec{y}_{i-1}) d\Omega.. \quad (22)$$

Если усреднить r_s по $\vec{y}_s^*, \vec{y}_{s-1}, \vec{u}_{s-1}$, то получится

$$R_s = \int_{\Omega(\vec{y}_s^*, \vec{y}_{s-1}, \vec{u}_{s-1})} r_s P(\vec{y}_s^*, \vec{y}_{s-1}, \vec{u}_{s-1}) d\Omega, \quad (23)$$

учитывая

$$P(\vec{y}_s^*, \vec{y}_{s-1}, \vec{u}_{s-1}) = P(\vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}|\vec{y}_s^*) P(\vec{y}_s^*), \quad (24)$$

получим средний удельный риск

$$r_s = \int_{\Omega(\lambda, \mu, x_s, \vec{y}_s^*, \vec{u}_s, \vec{y}_{s-1})} W_s(s, x_s^*(s, \lambda), x_s) P(\lambda) \prod_{i=0}^s P(\vec{y}_s^*/i, \lambda) P(x_s|\mu, s, u_s) P(\mu) \times$$

$$\times \prod_{i=0}^{s-1} P(y_i|\mu, i, u_i) \prod_{i=0}^s \Gamma(u_i|\vec{y}_i^*, \vec{u}_{i-1}, \vec{y}_{i-1}) d\Omega.. \quad (25)$$

Проведем анализ формулы (25) — среднего удельного риска, характеризующего качество работы системы, представленной на Рисунк 6. Говорилось, что объект не имеет памяти, но все равно R_s зависит от всей последовательности $\Gamma_i, i = 1, \dots, s$, т.е. выбор $\Gamma_i, i = 1, \dots, s$ влияет на величину R_s к s -му такту времени. В этом факте и содержится феномен дуализма.

Рассмотрим k -ый момент времени, где $k < s$. Тогда запишем полный риск R_s в виде

$$R_s = \sum_{i=1}^s R_i = \sum_{i=1}^{k-1} R_i + R_k + \sum_{i=k+1}^s R_i. \quad (26)$$

Посмотрев формулу (26) можно проанализировать, что на k -ом шаге

первое слагаемое дает ошибку при прохождении $(k - 1)$ -го такта управления, второе слагаемое названо А. А. Фельдбаумом риском действия, раз мы находимся на k -ом шаге, а третье слагаемое представляет собой риск изучения [15]. Вследствие чего, чтобы управление было наилучшим для s шагов, необходимо на каждом такте управления привести к минимуму сумму рисков действия и изучения.

Для определения наилучшей стратегии дуального управления А. А. Фельдбаум использовал метод динамического программирования.

Введем вспомогательные функции

$$\alpha_s = \int_{\Omega(\lambda, \mu, x_s)} W(s, x_s^*(s, \alpha), x_s) P(\lambda) \prod_{i=0}^s P(y_i^* | i, \lambda) P(x_s | \mu, s, u_s) \times \\ \times P(\mu) \prod_{i=0}^{s-1} P(y_i | \mu, i, u_i) d\Omega \quad (27)$$

и

$$\beta_s = \prod_{i=0}^s \Gamma_i = \prod_{i=0}^s \Gamma_i(u_i | y_i^*, \vec{u}_{i-1}, \vec{y}_{i-1}). \quad (28)$$

Найдем с учётом вышеописанных формул выражение для R_s

$$R_s = \int_{\Omega(\vec{u}_s, \vec{y}_{s-1}, y_s^*)} \alpha_s(\vec{u}_s, \vec{y}_{s-1}, y_s^*) \beta_{s-1}(\Gamma_s) d\Omega = \int_{\Omega(\vec{u}_s, \vec{y}_{s-1}, y_s^*)} \beta_{s-1} \chi_s(\vec{u}_s, \vec{y}_{s-1}, y_s^*) d\Omega, \quad (29)$$

где

$$\chi_s(\vec{u}_s, \vec{y}_{s-1}, y_s^*) = \int_{\Omega(u_s)} \alpha_s(u_s, \vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}, y_s^*) \Gamma_s(u_s | \vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}, y_s^*) d\Omega. \quad (30)$$

На основании теоремы о среднем [15] и с учетом (16) можно записать

$$\chi_s = (\alpha_s)_{cp} \int_{\Omega(u_s)} \Gamma_s \Omega = (\alpha_s)_{cp} \geq (\alpha_s)_{\min}. \quad (31)$$

Далее, необходимо подобрать Γ_s так, чтобы привести к минимуму R_s , а это возможно, если для любых $\vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}, \vec{y}_s^*$ найти такую Γ_s , чтобы χ_s была минимальной. Пусть управление $u_s = u_s^*$ такое, что $\alpha_s = \alpha_s^* = \alpha_s^{\min}$. Из этого следует

$$\alpha_s^* = \alpha_s(u_s^*, \vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}, \vec{y}_s^*) = \min_{u_s \in \Omega(u_s)} \alpha_s(u_s, \vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}, \vec{y}_s^*). \quad (32)$$

Величина u_s^* является, очевидно, функцией от $\vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}, \vec{y}_s^*$.

$$u_s^* = u_s^*(\vec{u}_{s-1}, \vec{y}_{s-1}, \vec{y}_s^*), \quad (33)$$

но это возможно, если

$$\Gamma_s^* = \delta(u_s - u_s^*), \quad (34)$$

где $\delta(u_s - u_s^*)$ - дельта-функция Дирака, т.е. Γ_s^* является регулярной стратегией. Если подставить (34) в (30), то получим

$$\chi_s = (\alpha_s)_{u_s=u_s^*} = (\alpha_s)_{\min}, \quad (35)$$

но согласно (31) это есть минимальное значение для χ_s , следовательно Γ_s^* представляет собой оптимальную стратегию.

Чтобы найти оптимальную стратегию Γ_i^* , $i < s$ нужно последовательно перемещаться от конечно малого момента времени $i = s$ к началу. Можно показать, что оптимальная стратегия для k -го от последнего такта s равна

$$\Gamma_{s-k}^* = \delta(u_{s-k} - u_{s-k}^*), \quad (36)$$

а

$$u_{s-k}^* = u_{s-k}^*(\vec{u}_{s-k-1}, \vec{y}_{s-k-1}, \vec{y}_{s-k}^*). \quad (37)$$

Отсюда следует важное с практической точки зрения заключение: оптимальное управляющее устройство физически реализуемо, т.к. к $(s-k)$ -му такту для определения u_{s-k}^* необходимы наблюдаемые значения $u_{s-k}^* = (\vec{u}_{s-k-1}, \vec{y}_{s-k-1}, \vec{y}_{s-k}^*)$.

2.2 Непараметрический алгоритм дуального управления

Ранее уже говорилось, что при наличии малой априорной информации, а это именно наш случай, так как вид уравнения, описывающего процесс, не известен, лучше всего использовать методы непараметрической идентификации. На Рисунок 7 схема идеального управления [11,12].

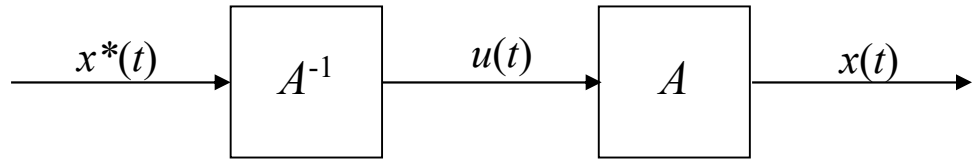


Рисунок 7 – Схема идеального управления

Имеем неизвестный оператор процесса – A , A^{-1} – оператор обратный A . Проанализировав Рисунок 7, видно, что

$$x(t) = A < u(t) >, u(t) = A^{-1} < x(t) = x^*(t) >. \quad (38)$$

Примем, что $A^{-1}A = I$ – единичный оператор, тогда из (36) можно ВЫЧИСЛИТЬ

$$x(t) = A^{-1}A < x(t) = x^*(t) > = x^*(t). \quad (39)$$

Теперь, подставив желаемый результат $x^*(t)$ в (39), можно получить идеальное значение $u(t)$. Таким образом (39) можно отнести к категории идеальных регуляторов [12].

Основная проблема при создании такой схемы состоит в том, что в большинстве случаев ее построить невозможно, к тому же неизвестен оператор A . Решение данной проблемы можно решить путем, построения схемы управления близкой к идеальной.

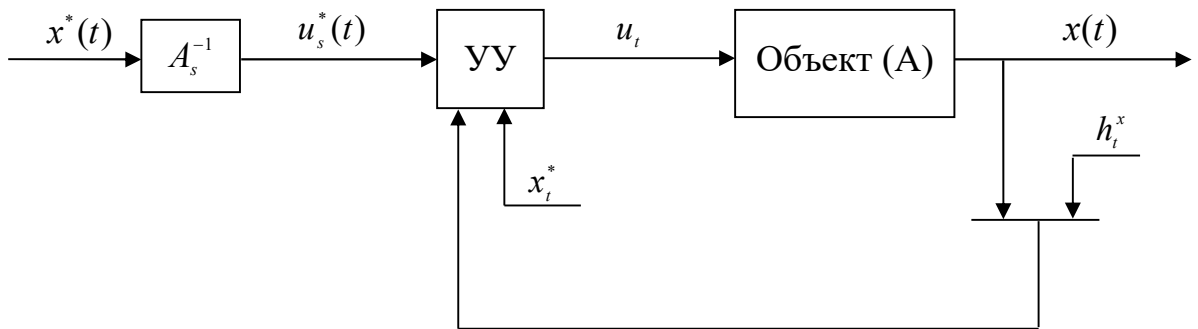


Рисунок 8 – Схема непараметрического дуального управления

На Рисунок 8 приняты обозначения: A_s^{-1} – непараметрическая оценка обратного оператора A^{-1} по выборке наблюдений объема s , u_s^* – выход (оценка A^{-1}), УУ – управляющее устройство, h_t^x – помеха, действующая в канале обратной связи.

Непараметрический алгоритм дуального управления в данном случае можно представить в виде [12]

$$u_{s+1} = u_s^* + \Delta u_{s+1}, \quad (40)$$

здесь u_s^* – оценка обратного оператора A^{-1} по выборке наблюдений объема s ;

Δu_{s+1} – «поисковый» шаг.

Таким образом, в u_s^* сосредоточены «знания» об объекте, а Δu_{s+1} – «изучающие» поисковые шаги, в этом и заключается дуализм алгоритма.

На начальной стадии управления основную роль играет поисковый шаг Δu_{s+1} . Происходит активное накопление информации. С течением времени, после накопления информации возрастает роль первого слагаемого u_s^* .

2.2.1 Одномерный случай дуального управления

Для простоты представления рассмотрим одномерный случай. В данном случае непараметрическая оценка имеет вид

$$u_s^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_i \Phi\left(\frac{x_{s+1}^* - x_i}{c_s^x}\right) \Phi\left(\frac{\mu_{s+1} - \mu_i}{c_s^\mu}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{x_{s+1}^* - x_i}{c_s^x}\right) \Phi\left(\frac{\mu_{s+1} - \mu_i}{c_s^\mu}\right)}, \quad (41)$$

где u_i – входное управляющее воздействие;

x_i – выходное управляемое значение;

x^* – желаемый результат управления;

μ – неуправляемое, но измеряемое входное воздействие;

$\Phi(\cdot)$ – ядерная колоколообразная функция;

c_s^x и c_s^μ – коэффициенты размытости ядра.

Ядерная функция и коэффициенты размытости ядра удовлетворяют некоторым условиям сходимости [5, 13]. В качестве ядерной функции может быть использовано треугольное ядро, которое для выходной переменной $x(t)$ принимает вид

$$\Phi\left(\frac{x_{s+1}^* - x_i}{c_s^x}\right) = \begin{cases} 1 - \left| \frac{x_{s+1}^* - x_i}{c_s^x} \right|, & \text{если } \left| \frac{x_{s+1}^* - x_i}{c_s^x} \right| \leq 1, \\ 0 & , \text{если } \left| \frac{x_{s+1}^* - x_i}{c_s^x} \right| > 1. \end{cases} \quad (42)$$

Настройка коэффициентов размытости ядер c_s^x выполняется следующим образом

$$c_s^x = \beta |x_{s+1}^* - x^0|, \quad (43)$$

где коэффициент $\beta > 1$, x^0 – точка из выборки $\{x_i\}, i = \overline{1, s}$, по своему значению максимально близкая к значению x_{s+1} . Каждому выполнению алгоритма управления, соответствуют значения $\{u_i, x_i, \mu_i\}, i = \overline{1, s}$.

После нахождения c_s^x , находим коэффициентов размытости c_s^μ

$$c_s^\mu = \alpha |\mu_{s+1} - \mu^0|, \quad (44)$$

где коэффициент $\alpha > 1$, μ^0 – точка из выборки $\{\mu_i\}, i = \overline{1, s}$, по своему значению максимально близкая к значению μ_{s+1} .

Второе слагаемое в формуле (40) Δu_{s+1} – «поисковый» шаг, для расчета используют формулу

$$\Delta u_{s+1} = \gamma (x_{s+1}^* - x_s), \quad (45)$$

где γ – некоторый коэффициент.

Заключительным этапом является сложение найденных значений u_s^* и Δu_{s+1} .

2.2.2 Многомерный случай дуального управления

Для многомерного дуального управления используется также формула (40). Отличия заключаются в нахождении слагаемых.

В более общем многомерном случае формула (41) будет иметь вид

$$u_{v,s}^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_{v,i} \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_{j,i}}{c_s^x}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_{q,i}}{c_s^\mu}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_{j,i}}{c_s^x}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_{q,i}}{c_s^\mu}\right)}, \quad v = \overline{1, m}. \quad (46)$$

Существует одно значительное условие: начало работы системы дуального управления, изображенной на Рисунок 8, осуществляется после измерения «входных - выходных» переменных, в результате которого мы имеем первые наблюдения переменных $\{u_1, \mu_1, x_1\}$. Начиная со следующего такта, запускается система дуального управления, вычисления которой заключаются в использовании формул (40-45), то есть при известных значениях $\mu(t)$ и задающего воздействия $x^*(t)$ рассчитывается управление, которое подается на объект. Заметим, что вид уравнения объекта в данном случае не известен, а известно, что характеристика объекта взаимно однозначно [14]. В этом состоит и дуализм, и активное накопление информации устройством управления.

Если на вход объекта управления поступает несколько управляющих воздействий, то тут можно говорить уже о цепочке алгоритмов управления [24]. Рассмотрим схему многомерного дульного управления.

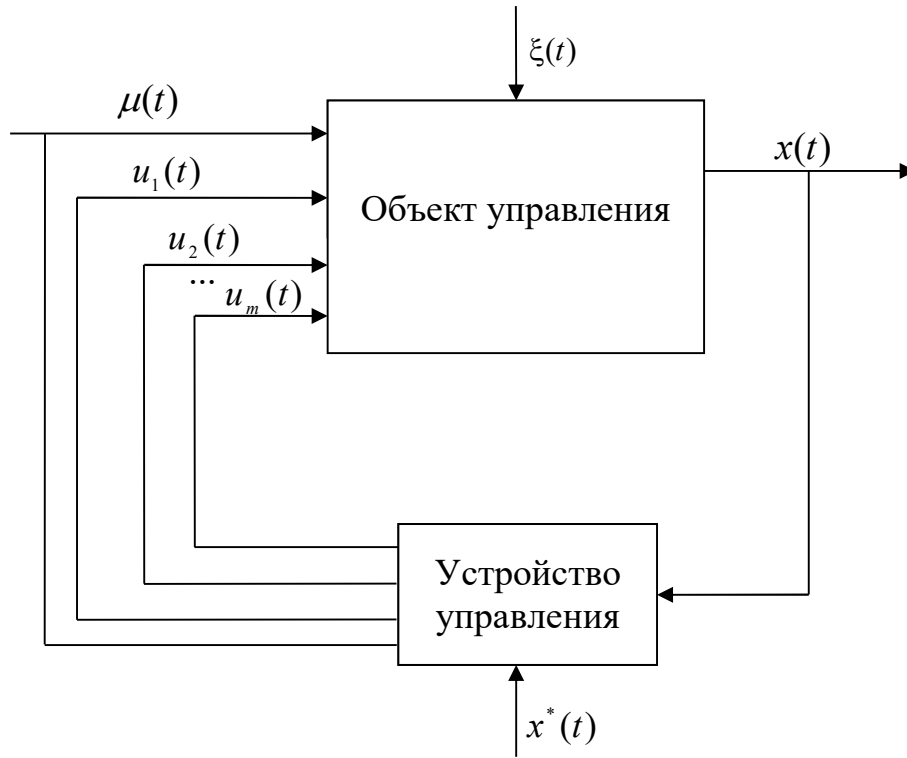


Рисунок 9 – Многомерное управление объектом

В данном случае на вход объекта управления поступает векторное управляющее воздействие $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$. В этом случае управление u_1 , может быть задано произвольным. Тогда формула (46) для вычисления u_2 примет вид

$$u_{2,s}^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_2^i \Phi\left(\frac{u_1 - u_1^i}{c_s^{u_1}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}{\sum_{i=1}^s \Phi\left(\frac{u_1 - u_1^i}{c_s^{u_1}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}. \quad (47)$$

Таким образом, значение управляющего воздействия u_2 на данной итерации рассчитывается с учетом значения переменной u_1 . Для расчета значения u_3 будут приниматься во внимание значения u_1 и u_2 [26]. В итоге, для расчета значения переменной u_m может быть использована формула

$$u_{m,s}^* = \frac{\sum_{i=1}^s u_m^i \prod_{l=1}^{m-1} \Phi\left(\frac{u_l - u_l^i}{c_s^{u_l}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{l=1}^{m-1} \Phi\left(\frac{u_l - u_l^i}{c_s^{u_l}}\right) \prod_{j=1}^n \Phi\left(\frac{x_{j,s+1}^* - x_j^i}{c_s^{x_j}}\right) \prod_{q=1}^k \Phi\left(\frac{\mu_{q,s+1} - \mu_q^i}{c_s^{\mu_q}}\right)}. \quad (48)$$

Расчет коэффициента размытости ядра c_s^u для каждой компоненты рассчитывается по следующей формуле

$$c_s^u = \rho |u_{s+1} - u^0|, \quad (49)$$

где коэффициент $\rho > 1$, u^0 – точка из выборки $\{u_i\}, i = \overline{1, s}$, по своему значению максимально близкая к значению u_{s+1} .

Таким образом, значение каждой компоненты вектора управляющего воздействия $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ выбирается последовательно, с учетом уже определенных значений предыдущих компонент, что позволяет осуществлять более качественное управление процессом.

2.3 Накопление информации

В автоматических системах управления существуют различные методы накопления информации:

- активное;
- пассивное;
- комбинированное.

Для своей работы я использую активное накопление информации. При активном накоплении информации элементы обучающей выборки последовательно поступают в адаптивную систему, что позволяет ускорить процесс обучения.

На начальном этапе, когда система не обучена, что означает: знание об объекте, процессе мало, основная роль принадлежит второму члену (40), который приводит объект к требуемому состоянию. Но по мере этого

приведения обучающие точки поступают в адаптивную систему, т. е. система обучается.

Если цель изменилась, то адаптивная система опять станет приводить объект к требуемому состоянию. В этом случае доминирующая роль алгоритма обучения все еще принадлежит поисковому шагу (40), поскольку система продолжает обучаться. После некоторого времени обучения оптимальное решающее правило будет восстановлено с достаточной степенью точности, и теперь оно достигнет цели уже благодаря знанию модели объекта, процесса, а не поисковому шагу. Ясно, что когда адаптивная система уже обучена, т. е. модель объекта восстановлена с требуемой точностью, необходимость в поисковых шагах отпадает.

Выводы по второй главе

Выше мы достаточно подробно изложили постановку задачи дуального управления и нахождения оптимальной стратегии управления по А. А. Фельдбауму. Обращается внимание на системы непараметрического дуального управления байесовского типа. Привели пример идеального алгоритма управления, который в большинстве случаев построить невозможно. Рассмотрели схему непараметрического дуального управления в общем случае. Проанализировали, как происходит поэтапное вычисление для одномерного дуального управления и многомерного. Узнали, как происходит активное накопление информации в непараметрическом дуальном управлении.

В дальнейшем нами будут приведены многочисленные вычислительные эксперименты, показывающие достаточно высокую эффективность работы непараметрического алгоритма дуального управления для одномерного и многомерного случая.

3 Численные исследования

3.1 Вычислительный эксперимент по управлению одномерным объектом

Разработка программного модуля и проверка работоспособности рассмотренного алгоритма непараметрического дуального управления, осуществлялась на Microsoft Visual Studio C#. Также в данной главе проведем сравнительный анализ работы данного алгоритма с другим.

3.1.1 Линейный вид объекта

Для вычислительного эксперимента был выбран объект, описывающийся линейным уравнением вида

$$x(t) = 2u(t) - 3, \quad (50)$$

где $x(t)$ – выход объекта;

$u(t)$ – входное управляющее воздействие.

Отметим, что данная зависимость известна нам лишь в рамках вычислительного эксперимента.

Пусть первоначально задающее воздействие представляет собой ступенчатый вид, далее задающее воздействие представляется в виде траектории и в завершении представлено случайным набором чисел и описывается следующей системой уравнений

$$\begin{cases} x^*(t) = 2, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = 5, & \text{если } 30 < i \leq 60; \\ x^*(t) = 3, & \text{если } 60 < i \leq 90; \\ x^*(t) = 3.5 + 1.7\cos(0.35i), & \text{если } 90 < i \leq 150; \\ x^*(t) = \text{rand}(3;5), & \text{если } 150 < i \leq 175. \end{cases} \quad (51)$$

Также необходимо задать параметры для непараметрического алгоритма дульного управления: коэффициент размытости ядра $\beta = 1.5$, коэффициент для поискового шага $\gamma = 0.25$ и начальное входное воздействие $u_0 = 3$.

Результаты работы алгоритма, представлены на Рисунок 10.

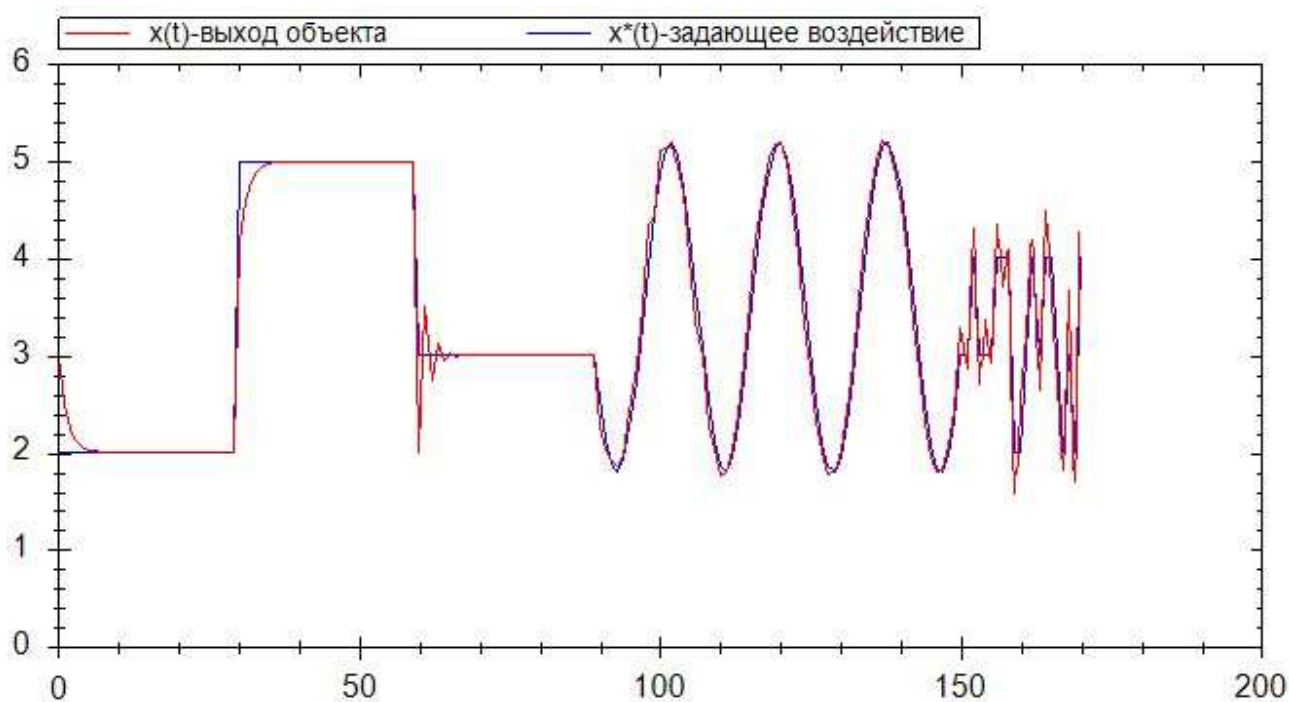


Рисунок 10 – Результаты работы алгоритма при поисковом шаге $\gamma = 0.25$

Обучение управлению начинается с первой триады наблюдений u_1, x_1 . На начальной стадии управления необходимо некоторое время (накопление выборки) для приведения объекта в заданное состояние. Из графика видно, что непараметрический алгоритм справляется со своей задачей приведения объект к желаемому состоянию очень хорошо. В данном случае непараметрическая ошибка управления: $W=0.0265$.

Посмотрим, как будет реагировать непараметрический алгоритм на изменение параметра, который отвечает за размер «шагов» γ . Задающее воздействие, коэффициент размытости ядра, начальное входное воздействие оставим неизменными, а коэффициент для поискового шага примем $\gamma = 0.1$.

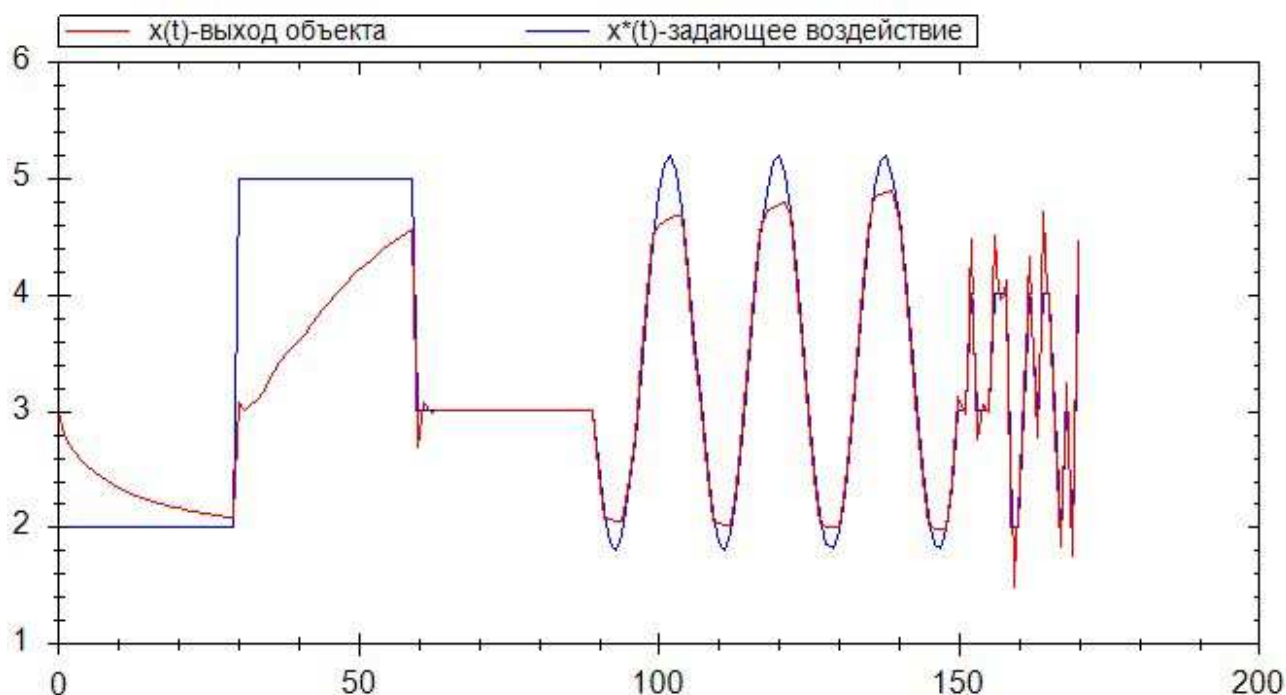


Рисунок 11 – Результаты работы алгоритма при поисковом шаге $\gamma = 0.1$

Как мы можем наблюдать из Рисунок 11, алгоритму «не хватает» шагов до достижения задающего воздействия. В данном случае непараметрическая ошибка управления равна: $W=0.0898$.

Можно сделать вывод, чтобы алгоритм хорошо выполнял свою работу, необходимо правильно задавать значение коэффициента поискового шага, так как на начальной стадии управления основная роль принадлежит второму слагаемому формулы (40).

В следующем эксперименте сравним результаты непараметрического алгоритма управления с системой управления, которая содержит только типовой регулятор, в качестве которого был выбран П- регулятор, принцип работы которого состоит в следующем

$$u_s = K_p (x_s^* - x_{s-1}), \quad (52)$$

где K_p – пропорциональный коэффициент, взят равным $K_p = 0.2$. Значения для непараметрического алгоритма: $\beta = 1.5, \gamma = 0.25$. Задающее воздействие не изменилось.

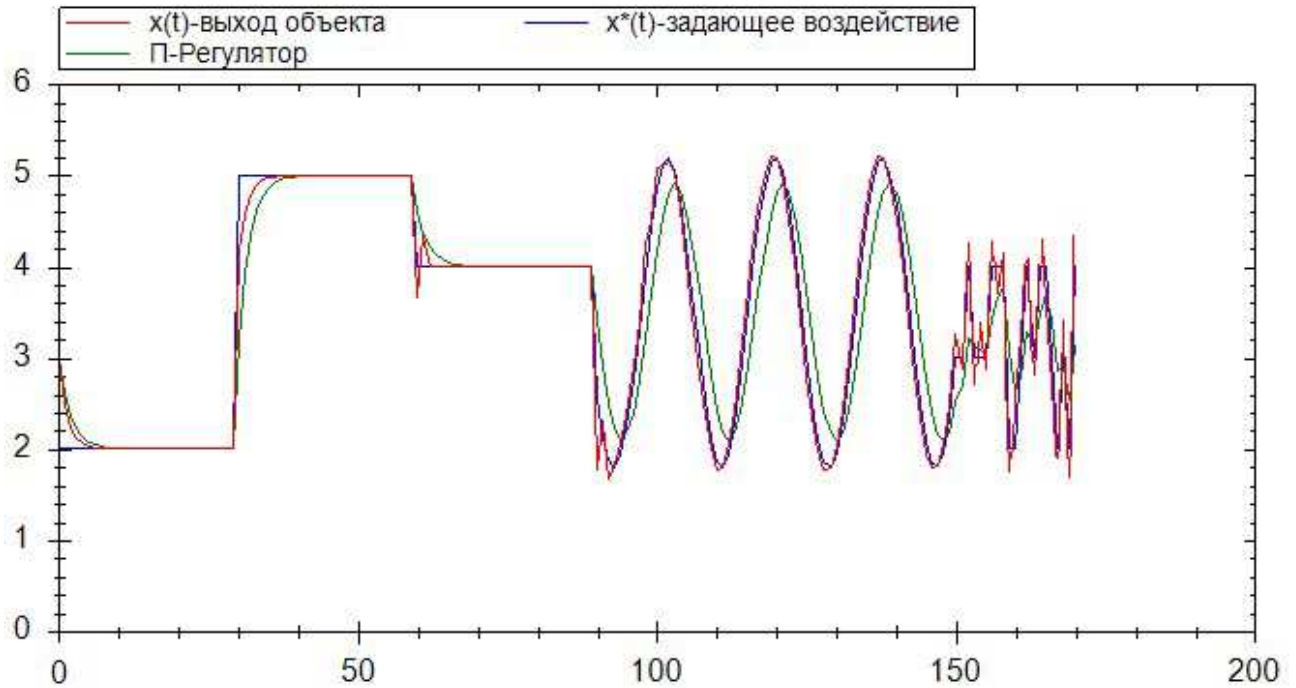


Рисунок 12 – Сравнение работы П-регулятора и непараметрического алгоритма при различных задающих воздействиях $x^*(t)$

Как видно из рисунка выше, П-регулятору требуется больше времени, чтобы подстроиться под $x^*(t)$ при ступенчатом воздействии. Касательно траектории и случайного задающего воздействия П-регулятор вообще не успевает подстроиться под желаемый результат, что видно на Рисунок 13. Относительной ошибки управления в случае непараметрического дуального алгоритма равна $W = 0.0225$, для П-регулятора ошибка возрастает до $W = 0.0927$.

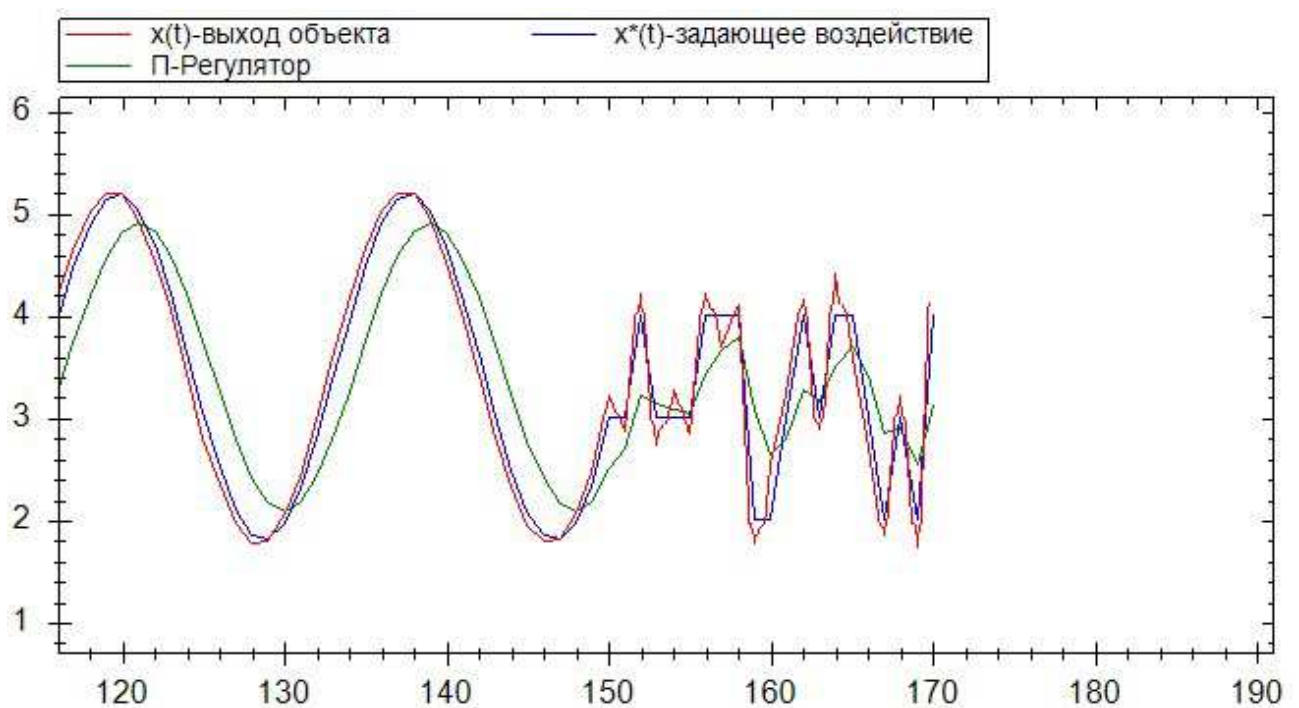


Рисунок 13 – Сравнение работы П-регулятора и непараметрического алгоритма при различных задающих воздействиях $x^*(t)$ в увеличении

Также если увеличить график, то мы видим, что П-регулятор, в отличие от непараметрического алгоритма дуального управления, справляется плохо со своей задачей.

Проведем ряд вычислительных экспериментов, изменяя каждый раз линейный вид объекта, задающее воздействие и коэффициенты алгоритмов. С результатами вычислительных экспериментов можно ознакомиться в Таблица 1.

Вычислительный эксперимент № 1.

Объект: $x(t) = 2u(t) + 1$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 2, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = 5, & \text{если } 30 < i \leq 60; \\ x^*(t) = 7, & \text{если } 60 < i \leq 90; \\ x^*(t) = 4, & \text{если } 90 < i \leq 120; \\ x^*(t) = 1, & \text{если } 120 < i \leq 150; \\ x^*(t) = 4.5 + 2.7 \cos(0.4i), & \text{если } 150 < i \leq 210. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.5$ для c_s^x , $\gamma = 0.25$, $K_p = 0.17$,
 $u_0 = 2$.

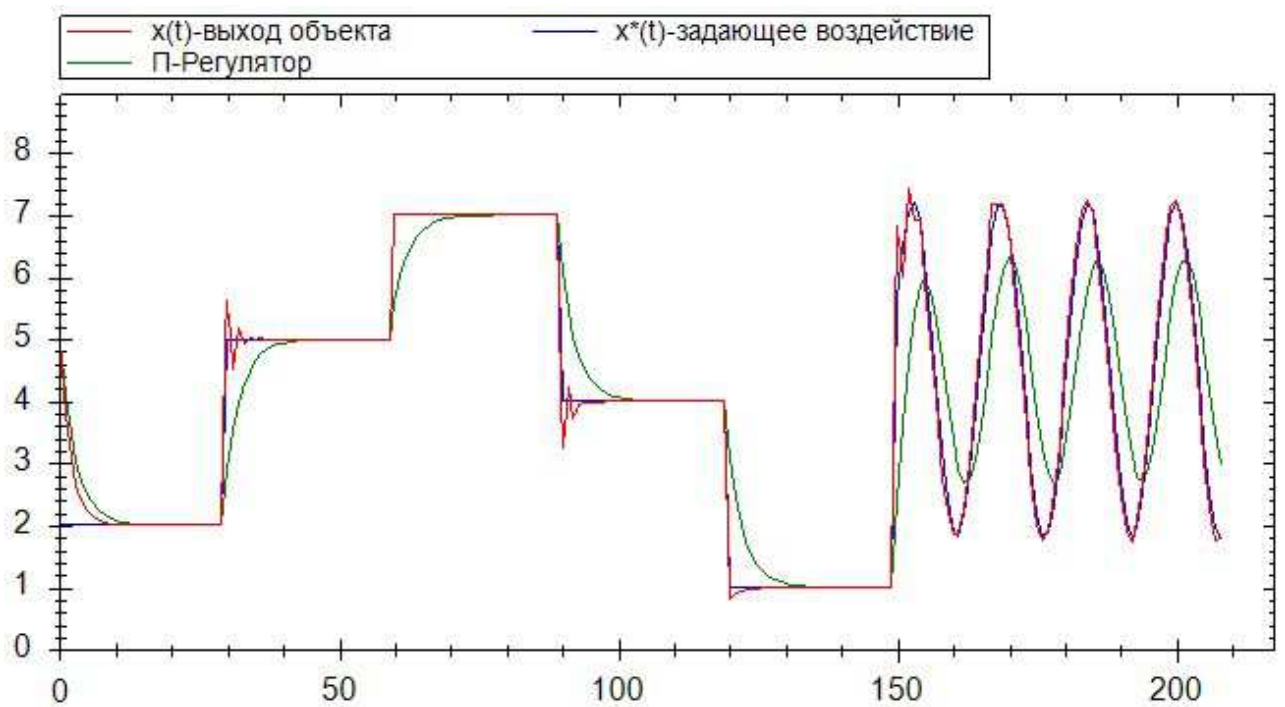


Рисунок 14 – График вычислительного эксперимента № 1

Вычислительный эксперимент № 2.

Объект: $x(t) = u(t) - 7$.

Задающее воздействие:
$$\begin{cases} x^*(t) = 4.5 + 2.5\cos(0.3i), & \text{если } 0 < i \leq 120 \\ x^*(t) = 5.5 + 4.7\sin(0.5i), & \text{если } 121 < i \leq 200 \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.2$ для c_s^x , $\gamma = 0.3$, $K_p = 0.3$, $u_0 = 3$.

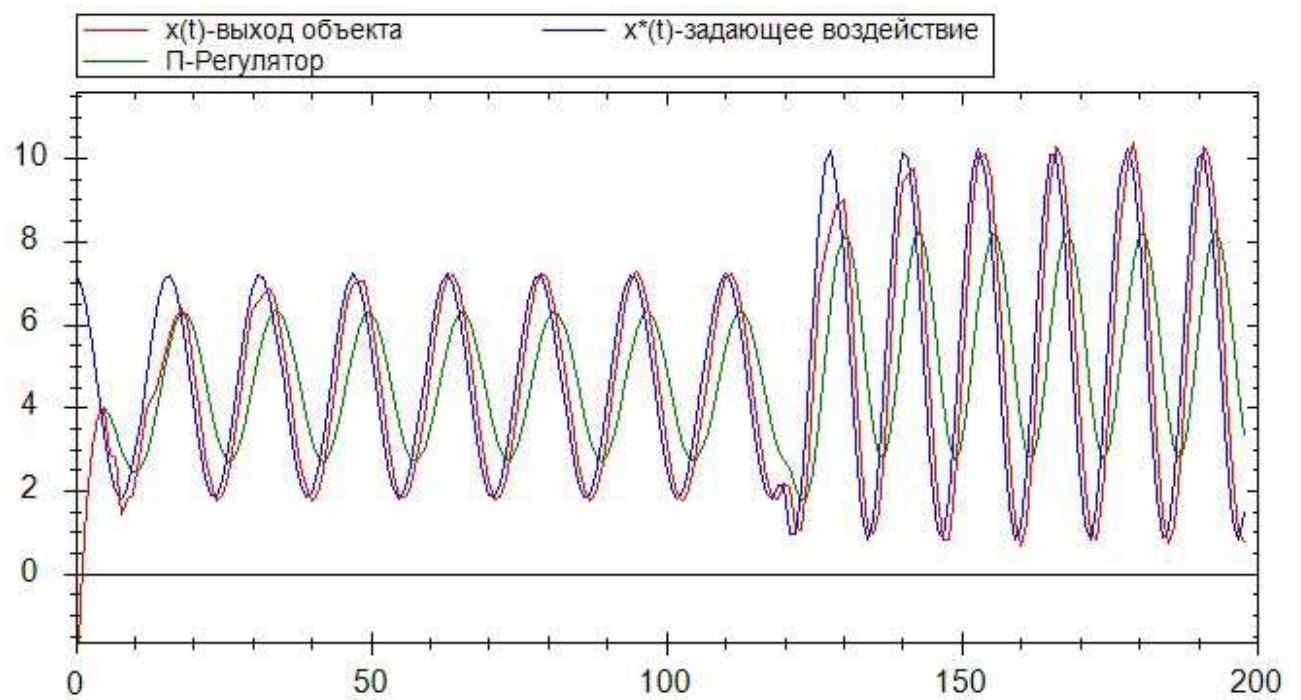


Рисунок 15 – График вычислительного эксперимента № 2

Вычислительный эксперимент № 3.

Объект: $x(t) = 7u(t)$.

Задающее воздействие:
$$\begin{cases} x^*(t) = 1, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = 9, & \text{если } 30 < i \leq 60; \\ x^*(t) = rand(2;7), & \text{если } 60 < i \leq 90. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.1$ для c_s^x , $\gamma = 0.09$, $K_p = 0.07$, $u_0 = 0.5$.

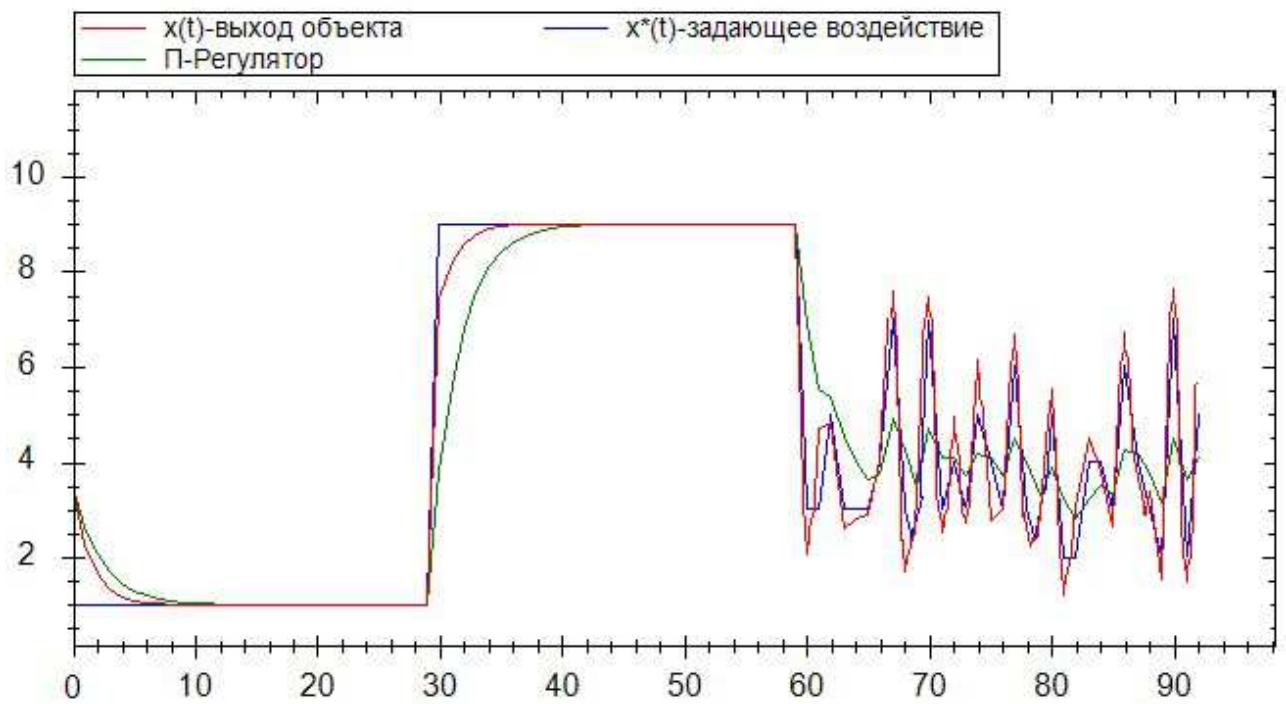


Рисунок 16 – График вычислительного эксперимента № 3

Вычислительный эксперимент № 4.

Объект: $x(t) = 3u(t)$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 2, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = 3.5 + \cos(0.2i), & \text{если } 30 < i \leq 90; \\ x^*(t) = \text{rand}(2;7), & \text{если } 90 < i \leq 115; \\ x^*(t) = 3.5 + 2.7\cos(0.4i), & \text{если } 115 < i \leq 185. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.4$ для c_s^x , $\gamma = 0.3$, $K_p = 0.2$, $u_0 = 1$.

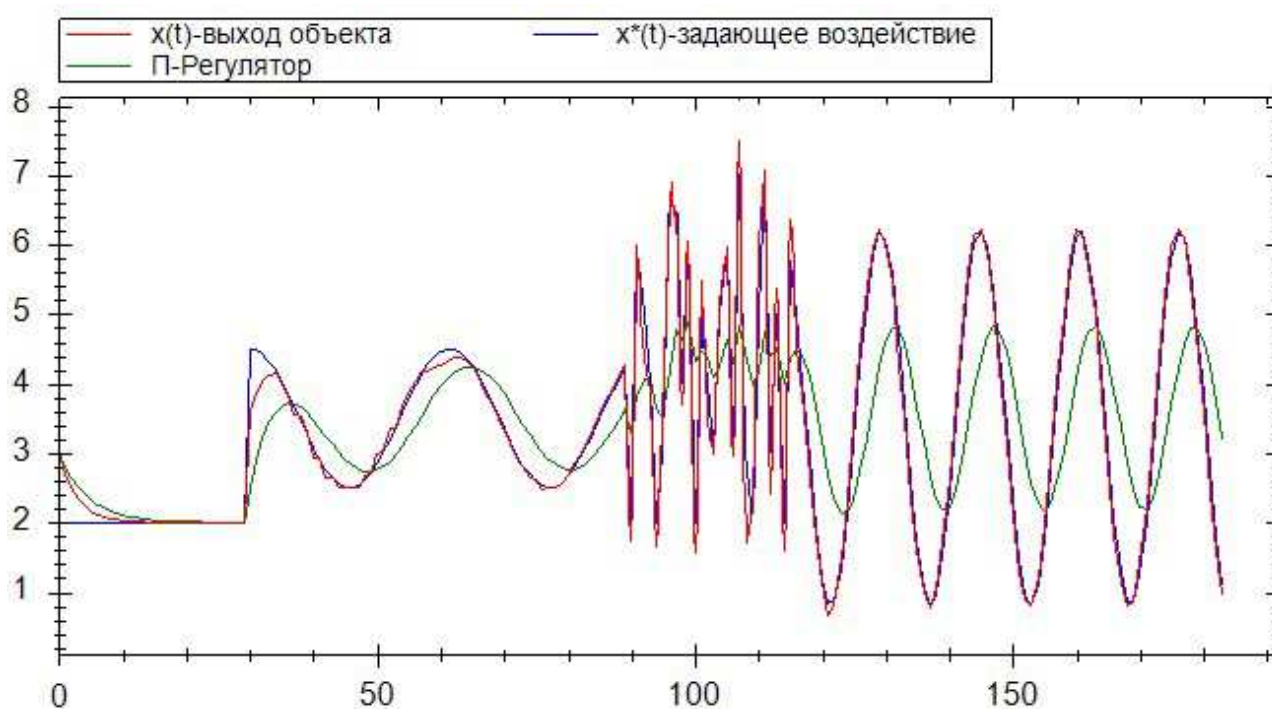


Рисунок 17 – График вычислительного эксперимента № 4

Таблица 1 – Результаты вычислительных экспериментов для одномерного объекта линейного вида

№ эксперимента	Уравнение объекта	Коэффициенты непараметрического алгоритма	Коэффициент П-регулятора	Начальное входное воздействие	Ошибка моделирования непараметрического алгоритма, W	Ошибка моделирования П-регулятора, W
1	$x(t) = 2u(t) + 1$	$\beta = 1.5$ $\gamma = 0.25$	$K_p = 0.17$	$u_0 = 2$	0.0270	0.1010
2	$x(t) = u(t) - 7$	$\beta = 1.2$ $\gamma = 0.3$	$K_p = 0.3$	$u_0 = 3$	0.0306	0.2588
3	$x(t) = 7u(t)$	$\beta = 1.1$ $\gamma = 0.09$	$K_p = 0.07$	$u_0 = 0.5$	0.0259	0.1215
4	$x(t) = 3u(t)$	$\beta = 1.4$ $\gamma = 0.3$	$K_p = 0.2$	$u_0 = 1$	0.0119	0.1810

Проанализировав Таблица 1 и рисунки 14-17, можно сделать вывод, что для объекта представленного линейным видом, при правильно подобранных параметрах непараметрический алгоритм дуального управления справляется в разы лучше, чем типовой регулятор, также это подтверждает ошибка

моделирования. П-регулятор не успевает подстроиться по задающее воздействие в виде траектории и случайных чисел.

3.1.2 Нелинейный вид объекта

Проведем ряд подобных вычислительных экспериментов, как для линейного вида объекта. С результатами вычислений можно ознакомиться в Таблица 2.

Вычислительный эксперимент № 1.

Объект: $x(t) = \sqrt{u(t)} + 3u(t)$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 2, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = 5, & \text{если } 30 < i \leq 60; \\ x^*(t) = 3, & \text{если } 60 < i \leq 90; \\ x^*(t) = 3.5 + 1.7\cos(0.35i), & \text{если } 90 < i \leq 150; \\ x^*(t) = \text{rand}(3;5), & \text{если } 150 < i \leq 175. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.4$ для c_s^x , $\gamma = 0.15$, $K_p = 0.16$, $u_0 = 2$.

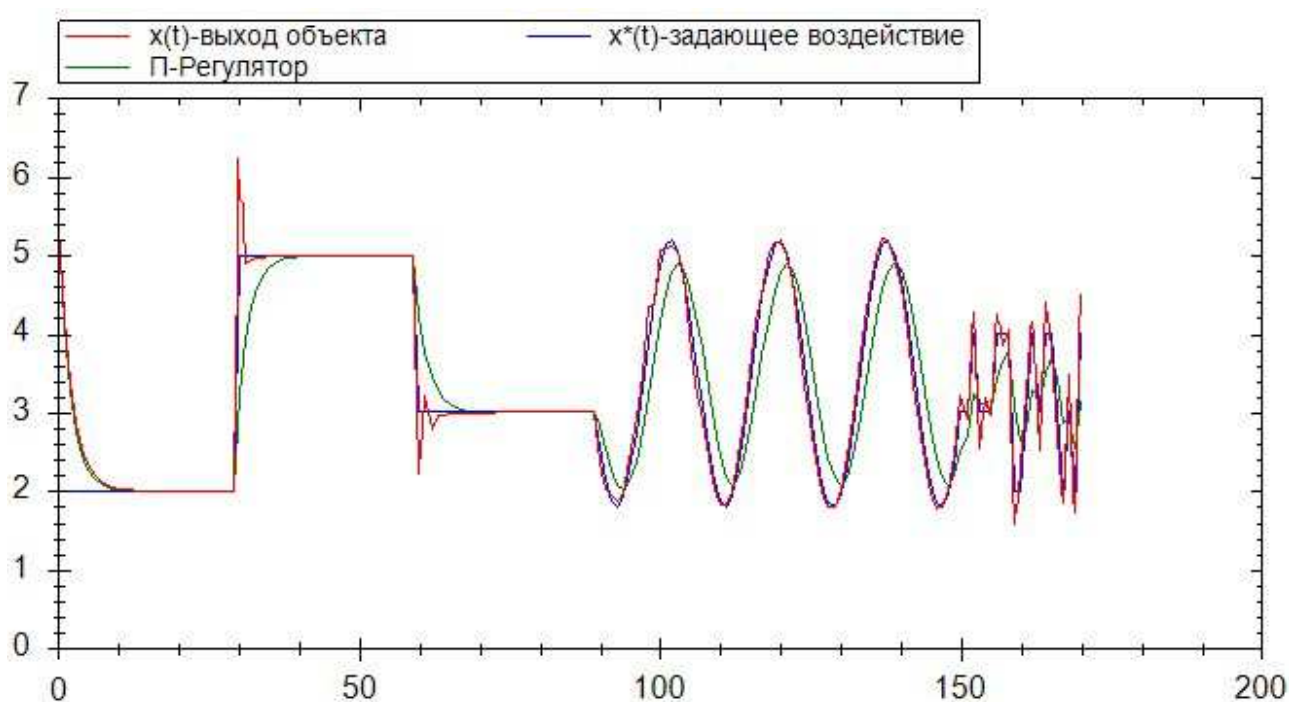


Рисунок 18 – График вычислительного эксперимента № 1 нелинейного объекта

На Рисунок 18 видно, что вначале П-регулятор немного быстрее справляется со своей задачей, это связано с тем, что непараметрический алгоритм еще не обучен, то есть знаний об объекте мало. Через некоторое время после обучения, видно, как непараметрический алгоритм справляется лучше, чем П-регулятор даже для нелинейного вида объекта.

Вычислительный эксперимент № 2.

Объект: $x(t) = u^3(t) - e^{u(t)} + 2$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 1, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = 9, & \text{если } 30 < i \leq 60; \\ x^*(t) = 5, & \text{если } 60 < i \leq 90; \\ x^*(t) = \text{rand}(2;6), & \text{если } 90 < i \leq 110; \\ x^*(t) = 5.5 + 1.7 \sin(0.4i + 4), & \text{если } 110 < i \leq 150; \\ x^*(t) = \text{rand}(5;8), & \text{если } 150 < i \leq 160. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.5$ для c_s^x , $\gamma = 0.08$, $K_p = 0.09$, $u_0 = 2$.

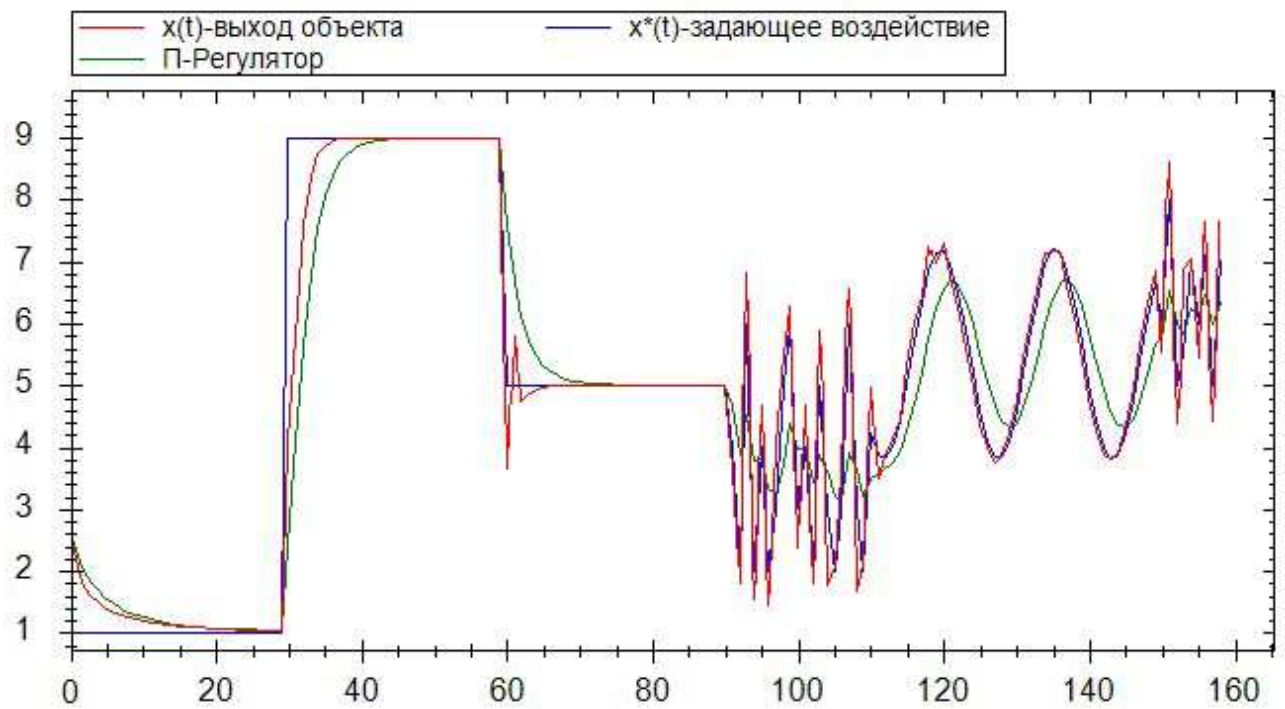


Рисунок 19 – График вычислительного эксперимента № 2 нелинейного объекта

Вычислительный эксперимент № 3.

Объект: $x(t) = (\sqrt{u(t)})^5 - \sin(u(t))$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 1, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = \text{rand}(2;6), & \text{если } 30 < i \leq 50; \\ x^*(t) = 5.5 + 1.7 \sin(0.4i + 4), & \text{если } 50 < i \leq 90; \\ x^*(t) = \text{rand}(2;8), & \text{если } 90 < i \leq 100; \\ x^*(t) = 3.5 + 2.7 \sin(0.4i), & \text{если } 100 < i \leq 140. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.1$ для c_s^x , $\gamma = 0.05$, $K_p = 0.07$, $u_0 = 3$.

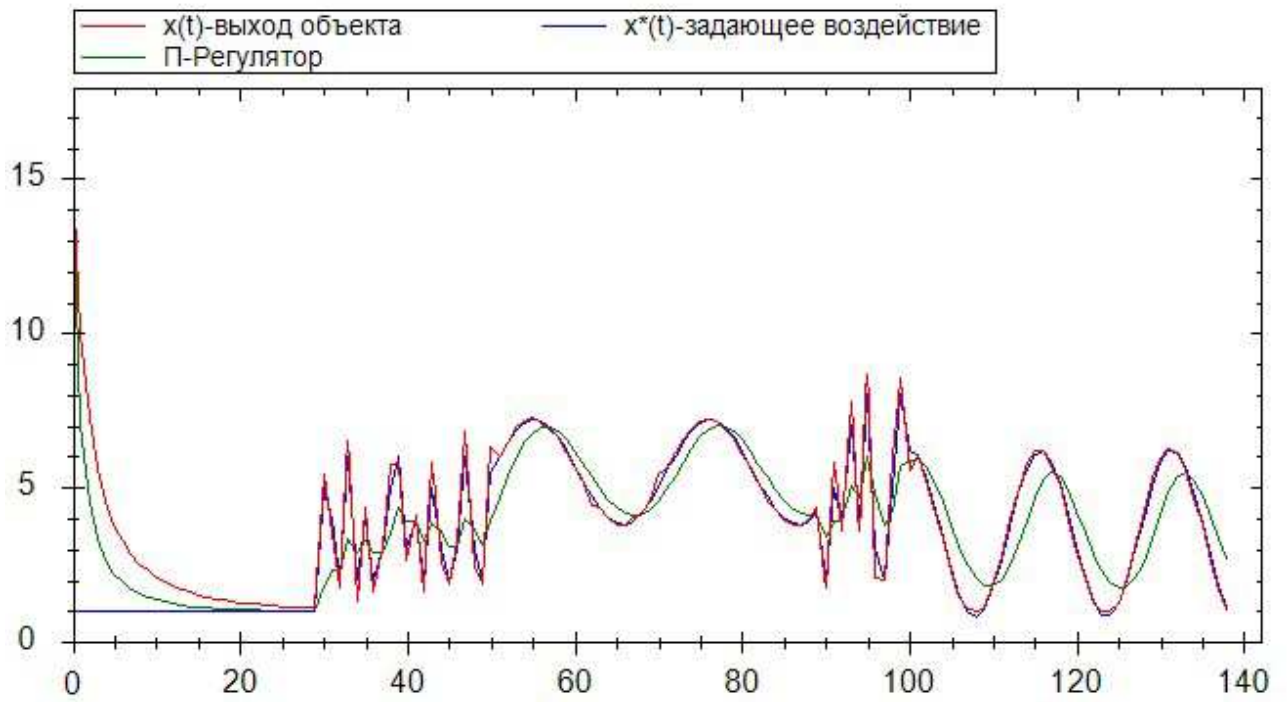


Рисунок 20 – График вычислительного эксперимента № 3 нелинейного объекта

Вычислительный эксперимент № 4.

Объект: $x(t) = \sqrt{e^{u(t)}} + u^3(t) - \sqrt{u^4(t)}$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 10, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = 5, & \text{если } 30 < i \leq 60; \\ x^*(t) = \text{rand}(3;7), & \text{если } 60 < i \leq 70; \\ x^*(t) = 5.5 + 1.7 \sin(0.3i), & \text{если } 70 < i \leq 110; \\ x^*(t) = \text{rand}(4;8), & \text{если } 110 < i \leq 120. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.7$ для c_s^x , $\gamma = 0.08$, $K_p = 0.03$,
 $u_0 = 1$.

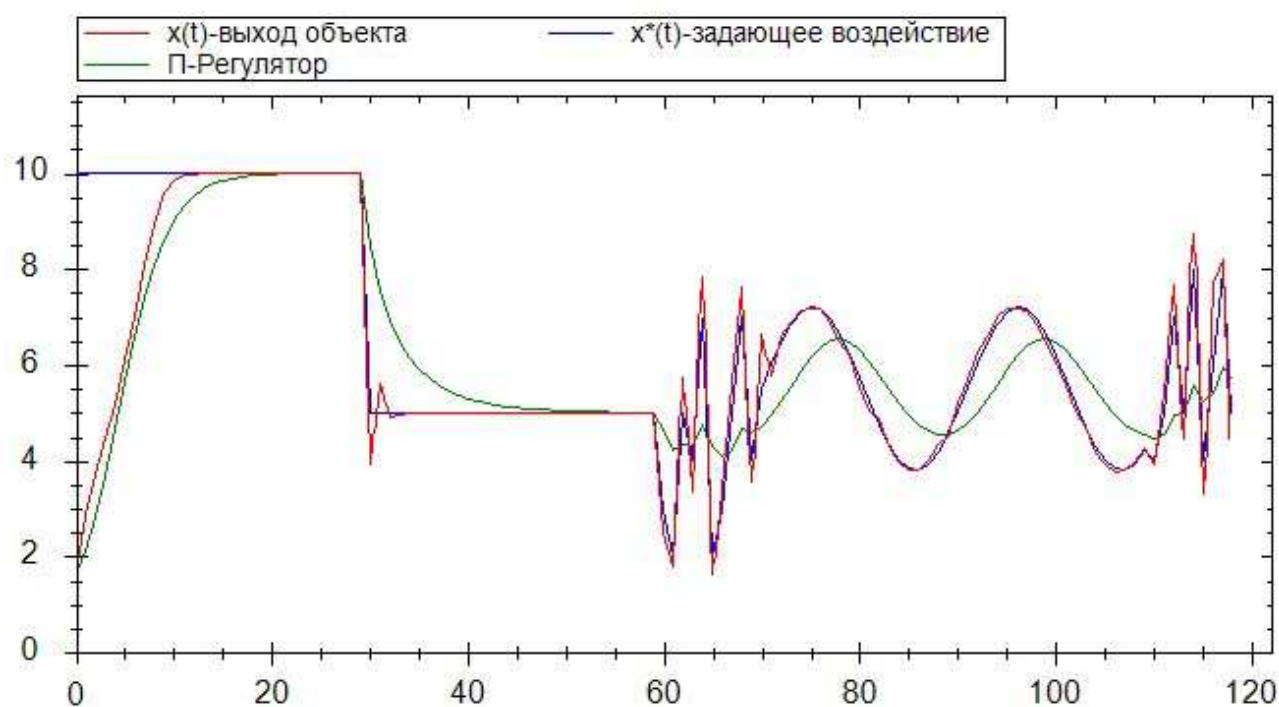


Рисунок 21 – График вычислительного эксперимента № 4 нелинейного объекта

Таблица 2 – Результаты вычислительных экспериментов для одномерного объекта нелинейного вида

№ эксперимента	Уравнение объекта	Коэффициенты непараметрического алгоритма	Коэффициент П-регулятора	Начальное входное воздействие	Ошибка моделирования непараметрического алгоритма, W	Ошибка моделирования П-регулятора, W
1	$x(t) = \sqrt{u(t)} + 3u(t)$	$\beta = 1.4$ $\gamma = 0.15$	$K_p = 0.16$	$u_0 = 2$	0.0298	0.0876
2	$x(t) = u^3(t) - e^{u(t)} + 2$	$\beta = 1.5$ $\gamma = 0.08$	$K_p = 0.09$	$u_0 = 2$	0,0350	0,1037
3	$x(t) = (\sqrt{u(t)})^5 - \sin(u(t))$	$\beta = 1.1$ $\gamma = 0.05$	$K_p = 0.07$	$u_0 = 3$	0,0452	0,1654
4	$x(t) = \sqrt{e^{u(t)}} + u^3(t) - \sqrt{u^4(t)}$	$\beta = 1.7$ $\gamma = 0.08$	$K_p = 0.03$	$u_0 = 1$	0.0391	0.1430

Анализируя рисунки 18-21, можно сделать вывод, что непараметрический алгоритм дуального управления, действительно обладает адаптивными свойствами, свойствами обучаемости. Информация, полученная об объекте на

начальных шагах обучения, позволяет при работе алгоритма быстрее достигать задающего воздействия на последующих шагах.

В Таблица 2 и на рисунках 18-21, показано, насколько непараметрический алгоритм работает лучше и дает практически мгновенные результаты после накопления информации об объекте.

3.2 Вычислительные эксперименты по управлению одномерным объектом с неуправляемой переменной

Как известно, любой объект находится во взаимодействии с окружающей средой. Это взаимодействие продолжается в течение всей жизни процесса. Добавление каких-либо внешних помех, «шумов», приближает объект к реальным условиям работы.

Для моей работы неуправляемая, но контролируемая переменная $\mu(t)$ описывается следующим уравнением:

$$\mu(t) = \sin(0.15i). \quad (53)$$

Проведем 2 эксперимента для линейного вида объекта и 2 для не линейного вида объекта. Результаты представлены в Таблица 3

Вычислительный эксперимент № 1.

Объект: $x(t) = 2u(t) + \mu(t)$.

Задающее воздействие:
$$\begin{cases} x^*(t) = 5.5 + 3.2\sin(0.4i), & \text{если } 0 < i \leq 100 \\ x^*(t) = 3.5 + 2.2\cos(0.3i), & \text{если } 100 < i \leq 180. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.5$ для c_s^x , $a = 1.8$ для c_s^μ , $\gamma = 0.2$, $K_p = 0.2$, $u_0 = 2$.

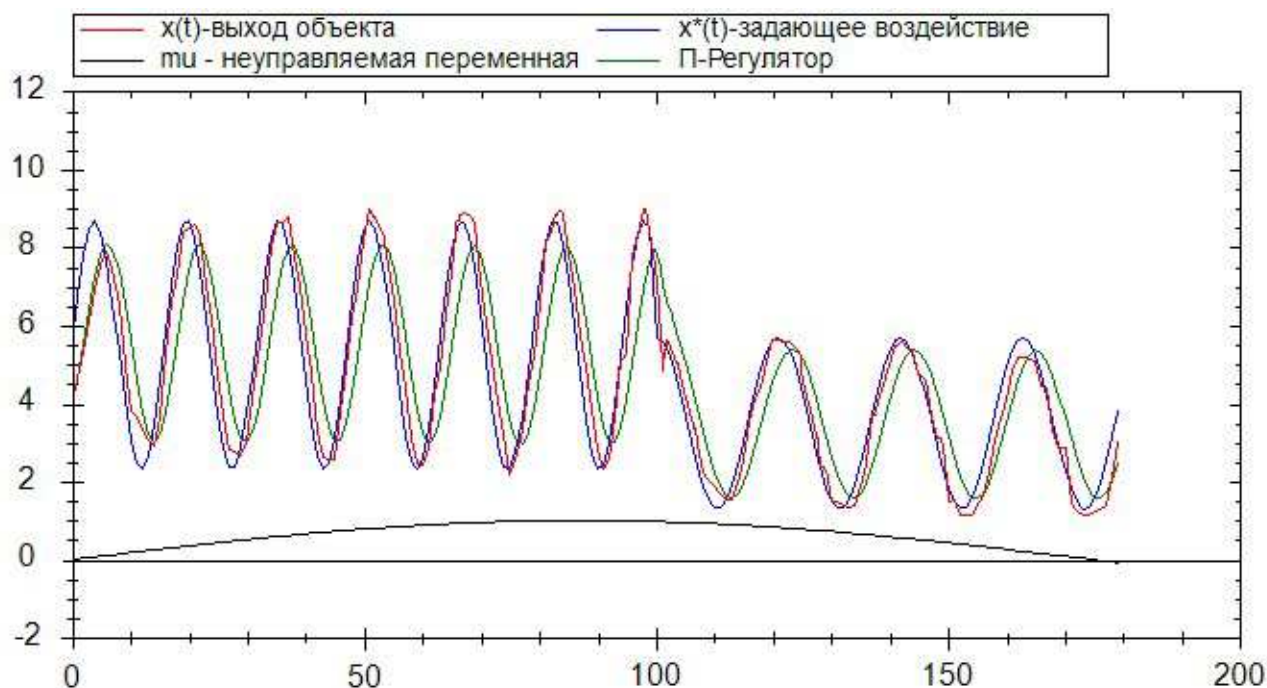


Рисунок 22 – График вычислительного эксперимента № 1 линейного объекта с помехой

Вычислительный эксперимент № 2.

Объект: $x(t) = 4u(t) - 4 + \mu(t)$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 3, & \text{если } 0 < i \leq 40; \\ x^*(t) = 5, & \text{если } 40 < i \leq 80; \\ x^*(t) = 5.5 + 3.2\sin(0.4i), & \text{если } 80 < i \leq 120; \\ x^*(t) = \text{rand}(2;7), & \text{если } 120 < i \leq 130; \\ x^*(t) = 4.5 + 4.2\cos(0.4i), & \text{если } 130 < i \leq 170. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.4$ для c_s^x , $a = 1.3$ для c_s^μ , $\gamma = 0.16$, $K_p = 0.09$, $u_0 = 1$.

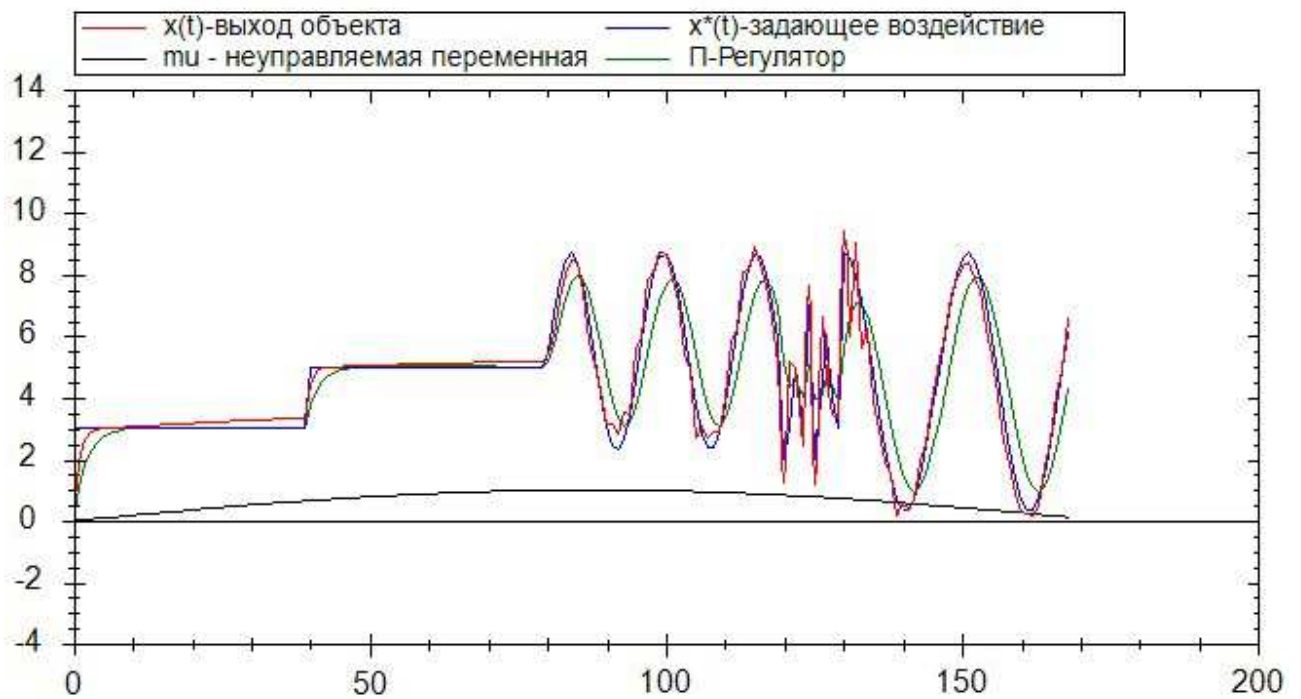


Рисунок 23 – График вычислительного эксперимента № 2 линейного объекта с помехой

Вычислительный эксперимент № 3.

Объект: $x(t) = e^{u(t)} - u(t) + \mu(t)$.

Задающее воздействие:
$$\begin{cases} x^*(t) = 6, & \text{если } 0 < i \leq 40; \\ x^*(t) = 2, & \text{если } 40 < i \leq 80; \\ x^*(t) = \text{rand}(2;7), & \text{если } 80 < i \leq 110. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.3$ для c_s^x , $a = 1.2$ для c_s^μ , $\gamma = 0.15$, $K_p = 0.2$, $u_0 = 1$.

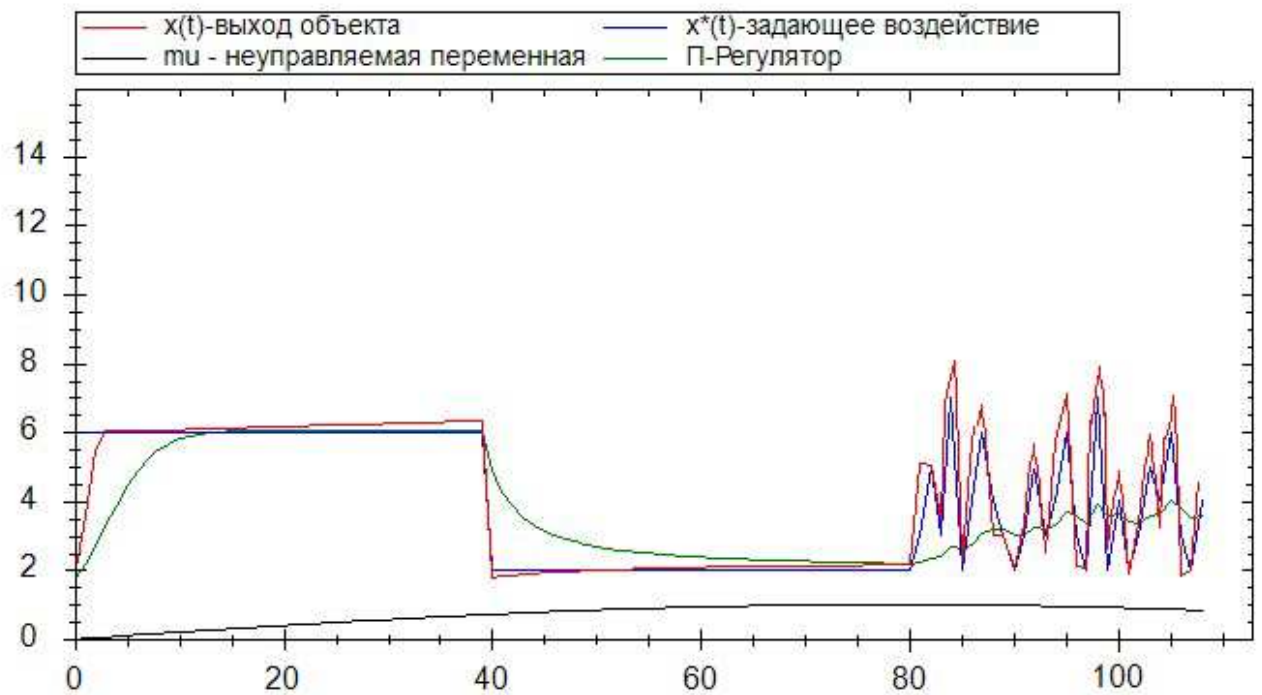


Рисунок 24 – График вычислительного эксперимента № 3 нелинейного объекта с помехой

Вычислительный эксперимент № 4.

Объект: $x(t) = u^3(t) - u(t) + \mu(t)$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 5, & \text{если } 0 < i \leq 40; \\ x^*(t) = 2, & \text{если } 40 < i \leq 80; \\ x^*(t) = 6, & \text{если } 80 < i \leq 120; \\ x^*(t) = 3, & \text{если } 120 < i \leq 160; \\ x^*(t) = 3.5 + 1.7 \cos(0.4i), & \text{если } 160 < i \leq 210. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритмов: $\beta = 1.2$ для c_s^x , $a = 1.3$ для c_s^μ , $\gamma = 0.19$, $K_p = 0.17$, $u_0 = 1$.

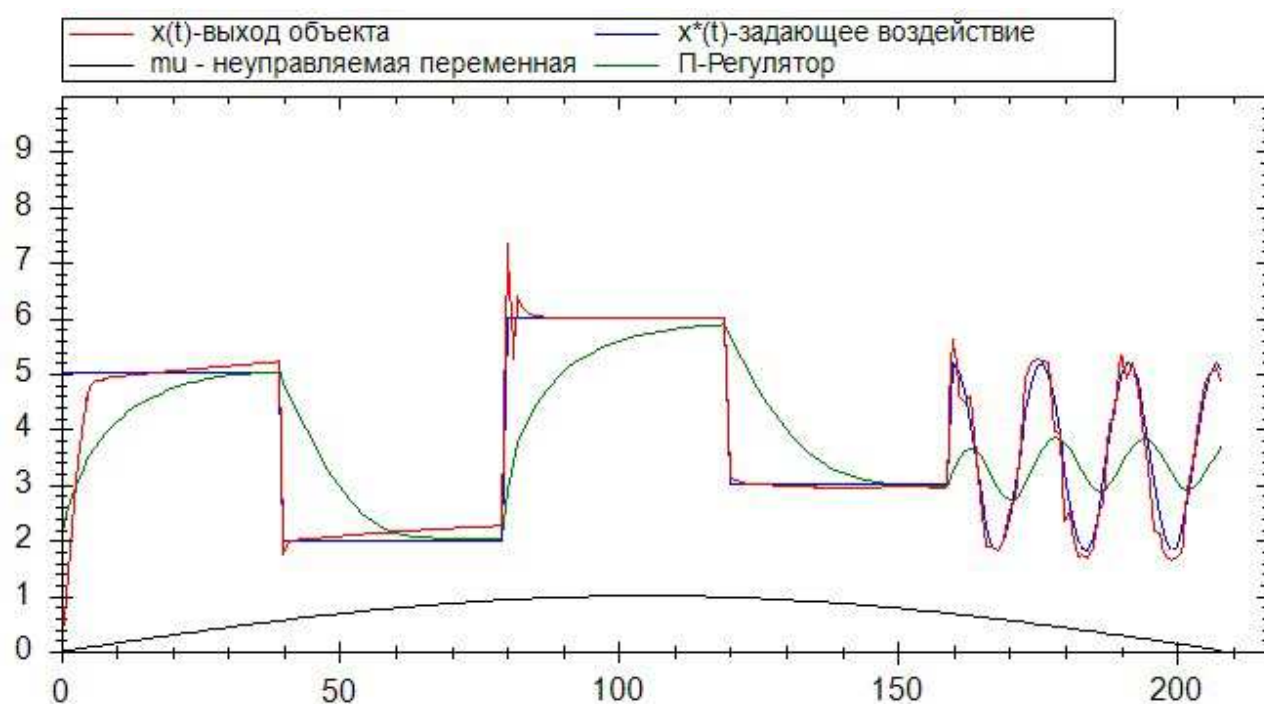


Рисунок 25 – График вычислительного эксперимента № 4 нелинейного объекта с помехой

Таблица 3 – Результаты вычислительных экспериментов для одномерного объекта линейного, нелинейного вида с помехой

№ эксперимента	Уравнение объекта	Коэффициенты непараметрического алгоритма	Коэффициент П-регулятора	Начальное входное воздействие	Ошибка моделирования непараметрического алгоритма, W	Ошибка моделирования П-регулятора, W
1	$x(t) = 2u(t) + \mu(t)$	$\beta = 1.5$ $a = 1.8$ $\gamma = 0.2$	$K_p = 0.2$	$u_0 = 2$	0.0354	0.0852
2	$x(t) = 4u(t) - 4 + \mu(t)$	$\beta = 1.4$ $a = 1.3$ $\gamma = 0.16$	$K_p = 0.09$	$u_0 = 1$	0.0297	0.0737
3	$x(t) = e^{u(t)} - u(t) + \mu(t)$	$\beta = 1.3$ $a = 1.2$ $\gamma = 0.15$	$K_p = 0.2$	$u_0 = 1$	0.0476	0.1466
4	$x(t) = u^3(t) - u(t) + \mu(t)$	$\beta = 1.2$ $a = 1.3$ $\gamma = 0.19$	$K_p = 0.17$	$u_0 = 1$	0.0355	0.1046

На рисунках выше видно, как непараметрический алгоритм вначале своей работы не всегда успевает привести объект к желаемому состоянию, так как на объект действует помеха. Спустя время, алгоритм, накопив некоторое количество информации об объекте, без особой трудности приводит его к желаемому значению. Влияние помехи на работу П-регулятора сказывается в худшую сторону. В большинстве экспериментов данный регулятор вообще не успевает подстроиться.

Проанализировав графики, и сравнив ошибки, можно сделать вывод, что непараметрический алгоритм справляется со своей задачей в разы лучше, чем П-регулятор.

3.3 Вычислительные эксперименты по управлению многомерным объектом

3.3.1 Линейный вид объекта

Следующий этап работы, рассмотрение многомерного случая, когда на объект поступает несколько управляющих воздействий.

Для вычислительного эксперимента был выбран объект, описывающийся линейным уравнением

$$x(t) = 2u_1(t) + 2u_2(t) - 1.5u_3(t), \quad (54)$$

где $x(t)$ – выход объекта;

$u_1(t), u_2(t), u_3(t)$ – входные управляющие воздействия.

Задающее воздействие описывается следующей системой

$$\begin{cases} x^*(t) = 5, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = 3, & \text{если } 30 < i \leq 60; \\ x^*(t) = 7, & \text{если } 60 < i \leq 90; \\ x^*(t) = 3.5 + 1.7 \cos(0.4i), & \text{если } 90 < i \leq 180; \\ x^*(t) = \text{rand}(2;4), & \text{если } 180 < i \leq 200. \end{cases} \quad (55)$$

Как видно задающее воздействие представлено в виде ступеньки, траектории и случайного набора чисел. Параметры для непараметрического алгоритма дульного управления: коэффициент $\beta = 1.5$ для c_s^x , коэффициент $p = 1.3$ для $c_s^{u_1}$, коэффициент $c = 1.7$ для $c_s^{u_2}$, коэффициент для поискового шага $\gamma = 0.15$ и начальные входные воздействия $u_0^1 = u_0^2 = u_0^3 = 2$.

Результат работы алгоритма представлен на Рисунок 26.

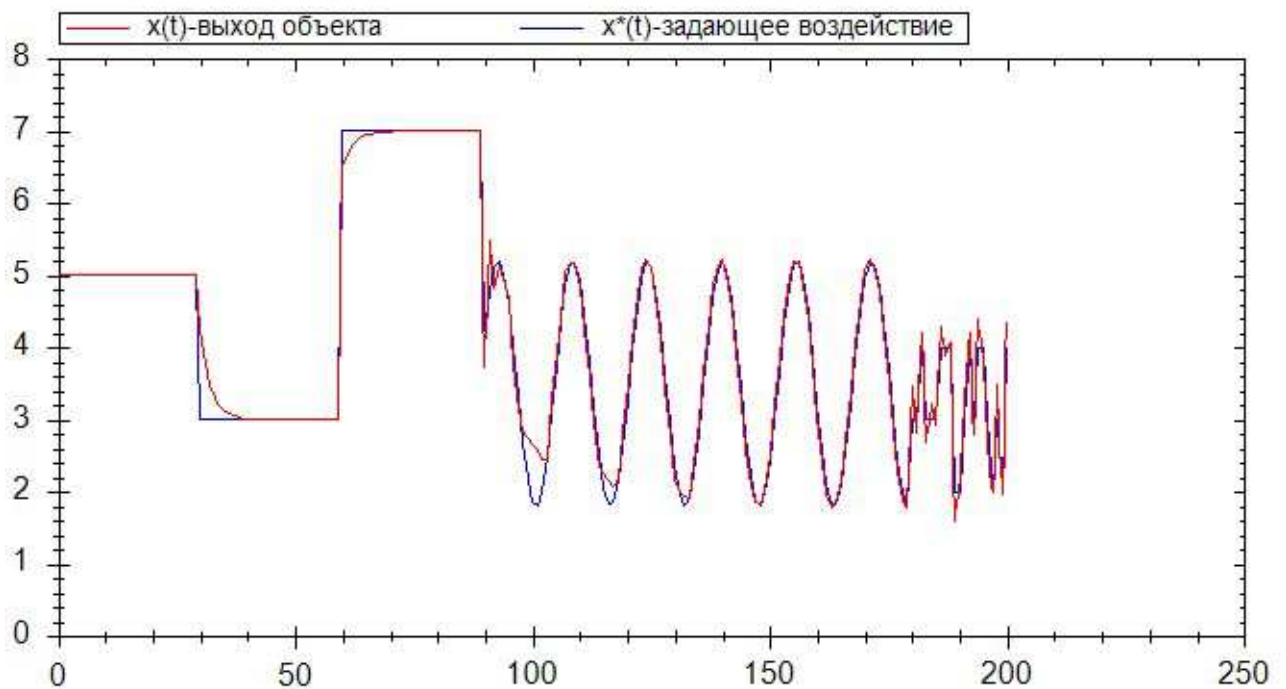


Рисунок 26 – График работы алгоритма для многомерного линейного объекта

Проведем еще несколько подобных экспериментов. Результаты приведены в Таблица 4.

Вычислительный эксперимент № 1.

Объект: $x(t) = 5u_1(t) - 3u_2(t) + 1.5u_3(t)$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 1, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = 7, & \text{если } 30 < i \leq 60; \\ x^*(t) = 2, & \text{если } 60 < i \leq 90; \\ x^*(t) = \text{rand}(1;7), & \text{если } 90 < i \leq 110; \\ x^*(t) = 4.5 + 2.7\text{Cos}(0.5i), & \text{если } 110 < i \leq 200. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритма: $\beta = 1.1$ для c_s^x , $p = 1.9$ для $c_s^{u_1}$, $c = 1.8$ для $c_s^{u_2}$, $\gamma = 0.1$, $u_0^1 = u_0^2 = u_0^3 = 1$.

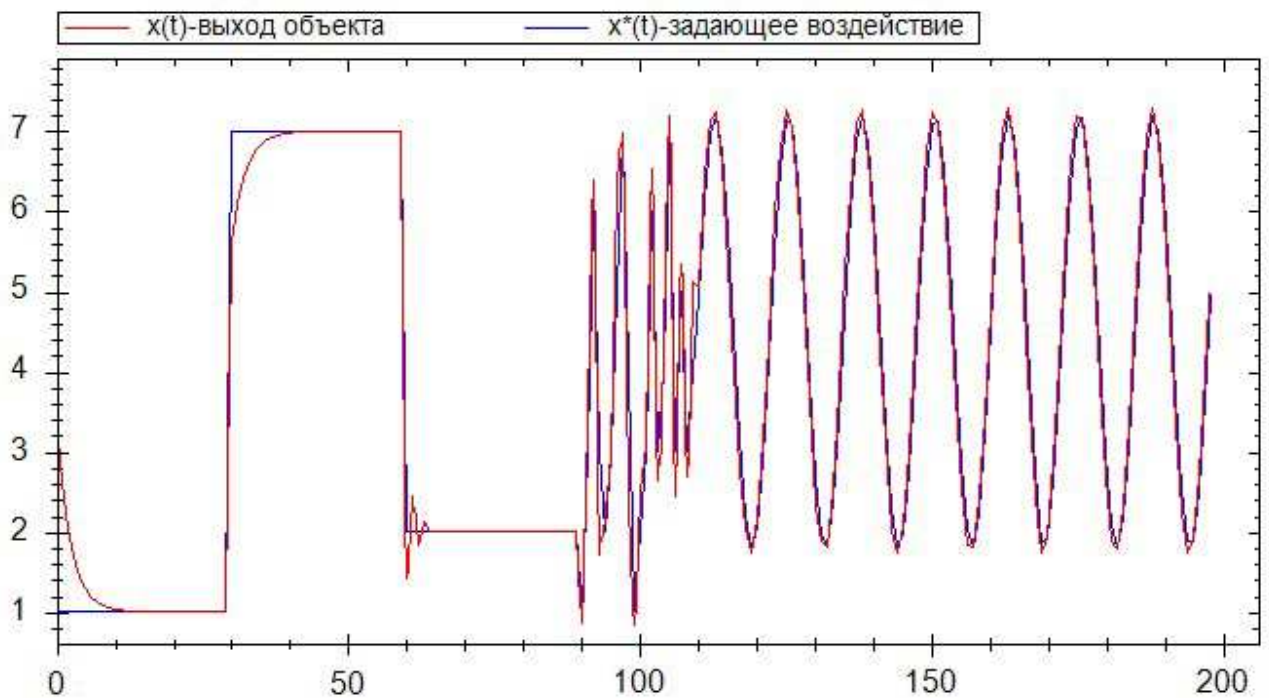


Рисунок 27 – График вычислительного эксперимента № 1 многомерного линейного объекта

Вычислительный эксперимент № 2.

Объект: $x(t) = (2u_1(t) - 2) + (4u_2(t) + 1) - (4u_3(t) - 5)$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 2, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ x^*(t) = \text{rand}(1;7), & \text{если } 30 < i \leq 50; \\ x^*(t) = 3.5 + 2.7\text{Cos}(0.5i), & \text{если } 50 < i \leq 140 \\ x^*(t) = \text{rand}(4;8), & \text{если } 140 < i \leq 150. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритма: $\beta = 1.2$ для c_s^x , $p = 1.7$ для $c_s^{u_1}$, $c = 1.7$ для $c_s^{u_2}$, $\gamma = 0.15$, $u_0^1 = 2$, $u_0^2 = 0.5$, $u_0^3 = 1.5$.

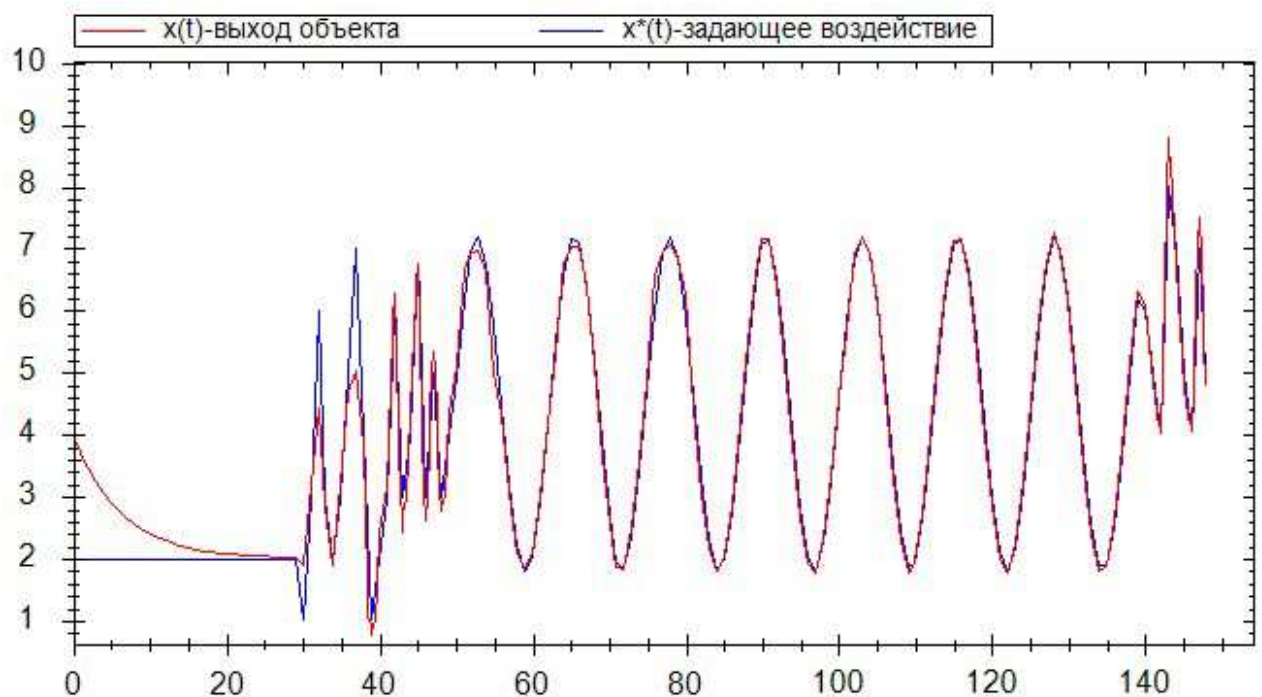


Рисунок 28 – График вычислительного эксперимента № 2 многомерного линейного объекта

На рисунке выше показано, как непараметрический алгоритм справляется с поставленной задачей. На шаге 30-40 видно, что непараметрический алгоритм еще не имеет достаточного количества информации об объекте. В дальнейшем это проблема решается.

3.3.2 Нелинейный вид объекта

Для следующих экспериментов будем использовать разнообразие объектов нелинейного вида. Результаты описаны в Таблица 4.

Вычислительный эксперимент № 3.

Объект: $x(t) = \sqrt{u_1(t)} + u_2^2(t) - 7u_3(t)$.

Задающее воздействие:
$$x^*(t) = \begin{cases} 1, & \text{если } 0 < i \leq 30; \\ 4.5 + 2.7\cos(0.5i), & \text{если } 30 < i \leq 110; \\ 6.5 + 1.7\sin(0.25i), & \text{если } 110 < i \leq 190; \\ 3.5 + 0.7\cos(0.5i), & \text{если } 190 < i \leq 270. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритма: $\beta = 1.5$ для c_s^x , $p = 1.5$ для $c_s^{u_1}$, $c = 1.7$ для $c_s^{u_2}$, $\gamma = 0.08$, $u_0^1 = 7$, $u_0^2 = 5$, $u_0^3 = 6$.

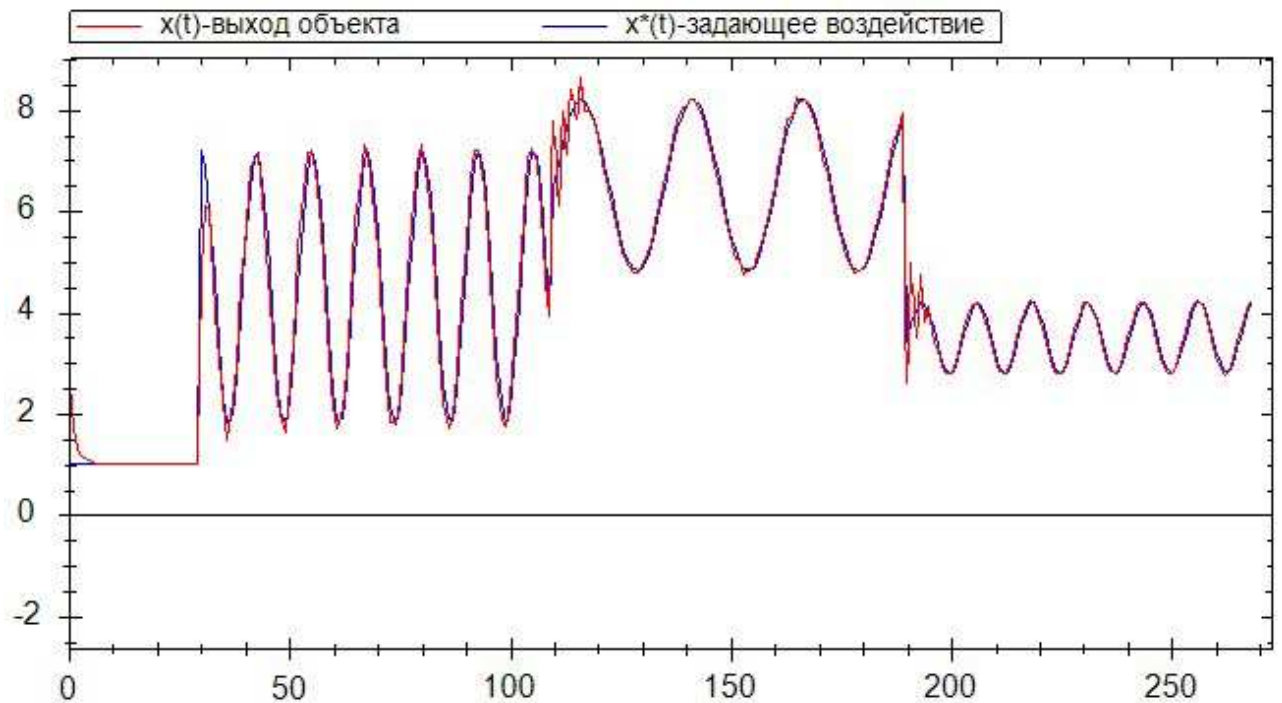


Рисунок 29 – График вычислительного эксперимента № 3 многомерного нелинейного объекта

Вычислительный эксперимент № 4.

Объект: $x(t) = e^{u_1(t)} - \sqrt{u_2^3(t)} - \sqrt{u_3(t)}$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 1, & \text{если } 0 < i \leq 20; \\ x^*(t) = 5, & \text{если } 20 < i \leq 40; \\ x^*(t) = 3, & \text{если } 40 < i \leq 60; \\ x^*(t) = 6, & \text{если } 60 < i \leq 80; \\ x^*(t) = \text{rand}(3;8), & \text{если } 80 < i \leq 90; \\ x^*(t) = \text{rand}(1;3), & \text{если } 90 < i \leq 100; \\ x^*(t) = \text{rand}(6;10), & \text{если } 100 < i \leq 110. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритма: $\beta = 1.1$ для c_s^x , $p = 1.7$ для $c_s^{u_1}$, $c = 1.1$ для $c_s^{u_2}$, $\gamma = 0.06$, $u_0^1 = 2, u_0^2 = 3, u_0^3 = 2$.

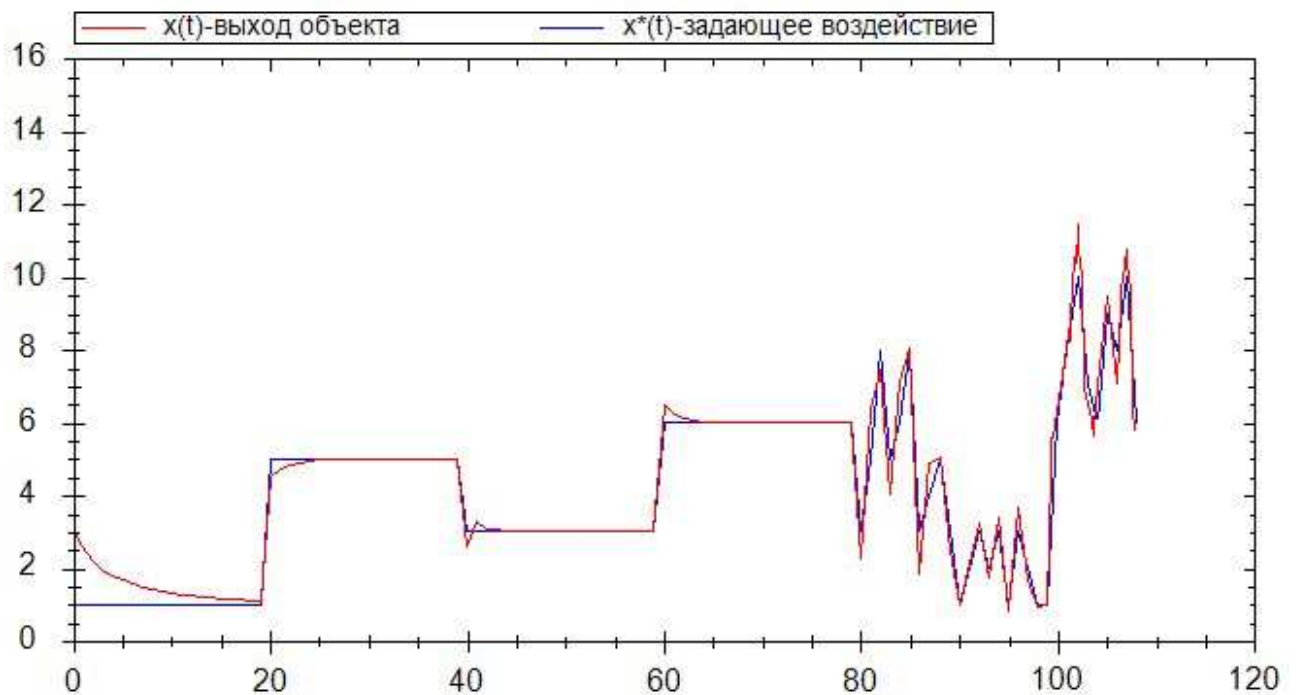


Рисунок 30 – График вычислительного эксперимента № 4 многомерного нелинейного объекта

Вычислительный эксперимент № 5.

Добавим на вход объекта неуправляемую переменную: $\mu(t) = \text{Sin}(0.018i)$.

Объект: $x(t) = \text{Sin}(u_1(t)) + \text{Cos}(u_2^2(t)) + 6u_3(t) + \mu(t)$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 6, & \text{если } 0 < i \leq 20; \\ x^*(t) = 2, & \text{если } 20 < i \leq 40; \\ x^*(t) = 4.5 + 2.5\sin(0.5i), & \text{если } 40 < i \leq 80; \\ x^*(t) = \text{rand}(8;12), & \text{если } 80 < i \leq 100; \\ x^*(t) = 6.5 + 1.7\cos(0.25i), & \text{если } 100 < i \leq 180. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритма: $\beta = 1.1$ для c_s^x , $p = 1.6$ для $c_s^{u_1}$, $c = 1.4$ для $c_s^{u_2}$, $a = 1.3$ для c_s^u , $\gamma = 0.055$, $u_0^1 = u_0^2 = u_0^3 = 1$.

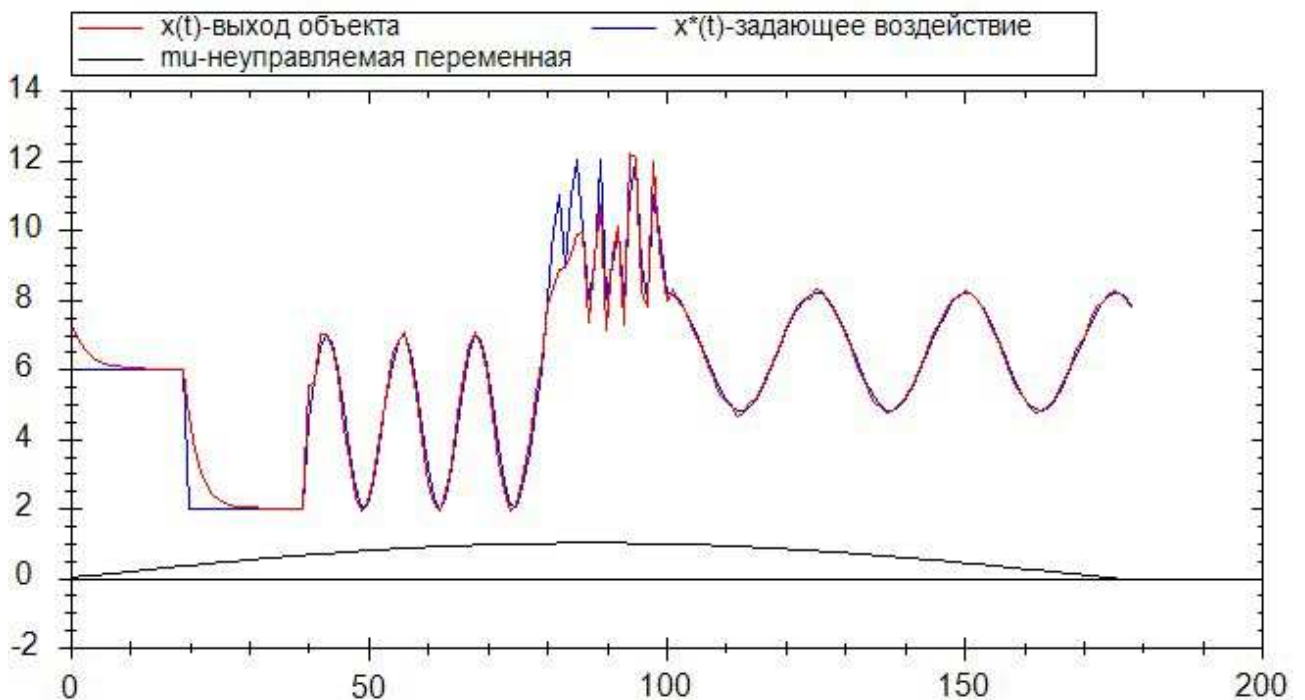


Рисунок 31– График вычислительного эксперимента № 5 многомерного нелинейного объекта с помехой

Вычислительный эксперимент № 6.

Объект: $x(t) = u_1^4(t) + 2u_1(t) + 2\sqrt{u_2(t)} - e^{u_3(t)} + \mu(t)$.

$$\text{Задающее воздействие: } \begin{cases} x^*(t) = 6, & \text{если } 0 < i \leq 20; \\ x^*(t) = 2, & \text{если } 20 < i \leq 40; \\ x^*(t) = 8.5 + 2.5\cos(0.5i), & \text{если } 40 < i \leq 70; \\ x^*(t) = \text{rand}(6;10), & \text{если } 70 < i \leq 90; \\ x^*(t) = 11 + 1.7\sin(0.25i), & \text{если } 90 < i \leq 120; \\ x^*(t) = \text{rand}(3;6), & \text{если } 120 < i \leq 130; \\ x^*(t) = 3.5 + 0.7\cos(0.7i) + \sin(0.2i), & \text{если } 130 < i \leq 180. \end{cases}$$

Коэффициенты для алгоритма: $\beta = 1.4$ для c_s^x , $p = 1.3$ для $c_s^{u_1}$, $c = 1.5$ для $c_s^{u_2}$, $a = 1.25$ для c_s^u , $\gamma = 0.03$, $u_0^1 = u_0^2 = u_0^3 = 1$.

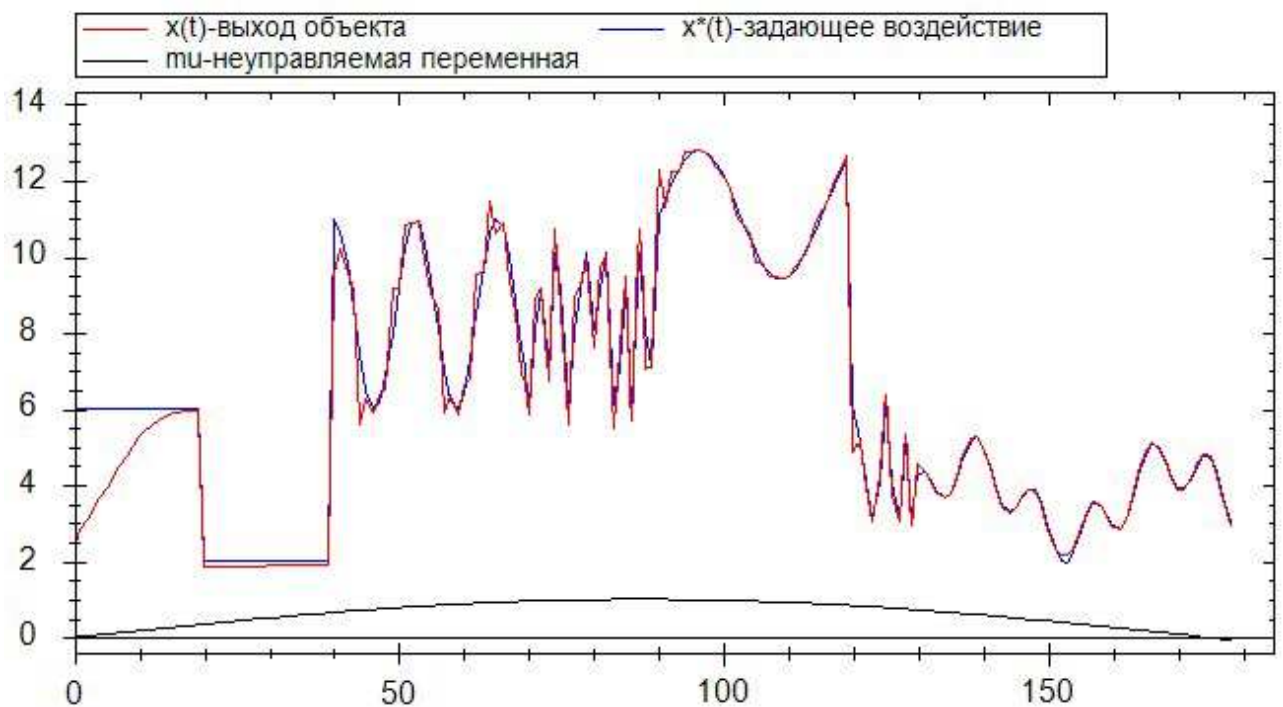


Рисунок 32 – График вычислительного эксперимента № 6 многомерного нелинейного объекта с помехой

Таблица 4 – Результаты вычислительных экспериментов для многомерного объекта

№ эксперимента	Уравнение объекта	Коэффициенты непараметрического алгоритма	Начальные входные воздействия	Ошибка моделирования непараметрического алгоритма, W
1	$x(t) = 5u_1(t) - 3u_2(t) + 1.5u_3(t)$	$\beta = 1.1$ $p = 1.9$ $c = 1.8$ $\gamma = 0.1$	$u_0^1 = 1$ $u_0^2 = 1$ $u_0^3 = 1$	0.0309
2	$x(t) = (2u_1(t) - 2) + (4u_2(t) + 1) - (4u_3(t) - 5)$	$\beta = 1.2$ $p = 1.7$ $c = 1.7$ $\gamma = 0.15$	$u_0^1 = 2$ $u_0^2 = 0.5$ $u_0^3 = 1.5$	0.0337
3	$x(t) = \sqrt{u_1(t)} + u_2^2(t) - 7u_3(t)$	$\beta = 1.5$ $p = 1.5$ $c = 1.7$ $\gamma = 0.08$	$u_0^1 = 7$ $u_0^2 = 5$ $u_0^3 = 6$	0.0210
4	$x(t) = e^{u_1(t)} - \sqrt{u_2^3(t)} - \sqrt{u_3(t)}$	$\beta = 1.1$ $p = 1.7$ $c = 1.1$ $\gamma = 0.06$	$u_0^1 = 2$ $u_0^2 = 3$ $u_0^3 = 2$	0.0328
5	$x(t) = \sin(u_1(t)) + \cos(u_2^2(t)) + 6u_3(t) + \mu(t)$	$\beta = 1.1$ $p = 1.6$ $c = 1.4$ $a = 1.3$ $\gamma = 0.055$	$u_0^1 = 1$ $u_0^2 = 1$ $u_0^3 = 1$	0.0410
6	$x(t) = u_1^4(t) + 2u_1(t) + 2\sqrt{u_2(t)} - e^{u_3(t)} + \mu(t)$	$\beta = 1.4$ $p = 1.3$ $c = 1.5$ $a = 1.25$ $\gamma = 0.03$	$u_0^1 = 1$ $u_0^2 = 4$ $u_0^3 = 1$	0.0517

Выводы по третьей главе

Качество работы адаптивного алгоритма управления во многом зависит от характера изменения входных переменных процесса и сложности описания управляемого объекта. Если переменные процесса имеют простую (близкую к линейной) характеристику, то алгоритм находится в «благоприятных» условиях, и процесс его «обучения» требует меньшего времени. И наоборот,

если поведение входных переменных процесса описывается более сложными, нелинейными зависимостями, то процесс «обучения» может быть затянутым. Также, качество управления зависит от правильно подобранных значений коэффициентов для алгоритма.

Охватив все проведенные экспериментальные вычисления, для одномерного, многомерного объекта, получается только один вывод, что алгоритм непараметрического дуального управления справляется с любой поставленной задачей, намного лучше, чем типовой регулятор. Данный алгоритм позволяет управлять процессом, используя не только текущую информацию, но и информацию, накопленную ранее, а это значит, что устройство управления обладает памятью.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основной итог работы состоит в том, что предложен непараметрический алгоритм управления многомерным безынерционным объектом, у которого имеется несколько входных переменных. Особенность данного алгоритма в том, что не требуется априорная информация о математической структуре управляемого объекта.

При проведении вычислительных экспериментов для одномерного случая, мы показали, что данный алгоритм справляется в несколько раз лучше, чем распространенные типы регуляторов, в основе которых лежит использование стандартных законов регулирования (П, ПИ, ПИД регуляторы), а именно в моей работе использовался П-регулятор. Какой бы не была математическая формулировка объекта: линейный вид объекта, нелинейный, непараметрический алгоритм дуального управления справляется в любом случае лучше. При добавлении неуправляемой переменной на объект, данный алгоритм показал превосходство своей работы, перед П-регулятором.

Для многомерного случая, а именно когда на вход объекта управления поступало несколько управляющих воздействий, алгоритм непараметрического управления справляется также хорошо, имея небольшую относительную ошибку моделирования.

Среди многих экспериментов в работе был рассмотрен случай, когда задающее воздействие изменялось на каждом такте управления случайным образом. Приводились вычисления, которые показали, что в подобной ситуации не удалось справиться типовому регулятору при данных априорных сведениях об объекте, что не скажешь про непараметрический алгоритм управления, который справился с поставленной задачей.

Можно ожидать, что применение предложенного в работе непараметрического алгоритма дуального управления позволит повысить качество управления.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Цыпкин, Я. З. Адаптация и обучение в автоматических системах: учебник / Я. З. Цыпкин. – М.: Наука, 1968. – 400с.
2. Воронов, А. А. Теория автоматического управления: Учебник для ТЗЗ вузов / А. А. Воронов, Н. А. Бабаков, А. А. Воронова и др. – Москва: 1986 г. 367 с.
3. Фельдбаум, А. А. Теория дуального управления Ч. 1: «Автомат. и Телемех.» / А. А. Фельдбаум. – Москва: 1960г. 1240–1249 с.
4. Фельдбаум, А. А. Основы теории оптимальных автоматических систем / А. А.Фельдбаум. – М.: Физматгиз, 1963. – 552с.
5. Медведев, А. В. Основы теории адаптивных систем: монография / А. В. Медведев – Красноярск: изд-во Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та, 2015 г. – 526 с.
6. Цыпкин, Я. З. Информационная теория идентификации / Я. З. Цыпкин. – М.: Наука. Физматлит, 1995. – 336 с.
7. Эйкхофф, П. Основы идентификации систем управления / П. Эйкхофф. – М.: Мир, 1975. – 681 с.
8. Поляк, Б. Т. Развитие теории автоматического управления, пробл. управл. / Б. Т. Поляк. – 2009, № 3.1.
9. Тарасенко, Ф. П. Моделирование и феномен человека. В 2 ч. Ч. 1: Моделирование – инфраструктура взаимодействия человека с реальностью. – М.: Науч. технологии, 2012 г. – 136 с.
10. Цыпкин Я. З. Основы теории автоматических систем: учебник / Я. З. Цыпкин – М.: Наука. 1977 г. – 560с.
11. Медведев, А. В. Теория непараметрических систем. Управление – I / А. В. Медведев // Вестник Сибирского государственного университета имени академика М. Ф. Решетнева. – 2013. – №2(48). – С.57-63.

12. Медведев, А. В. Теория непараметрических систем. Управление – II / А. В. Медведев // Вестник Сибирского государственного университета имени академика М. Ф. Решетнева. – 2013. – №3(49). – С.85-90.
13. Надарая Э. А. Непараметрическое оценивание плотности вероятностей и кривой регрессии / Э. А. Надарая. – Город.: Издательство Тбилисского университета, 1983. – 194 с.
14. Корнеева, А. А. Непараметрическое дуальное управление многоканальным объектом / А. А. Корнеева // ЖУРНАЛ РЕШЕТНЕВСКИЕ ЧТЕНИЯ – 2014. С. 70-71.
15. Фельдбаум, А. А. Теория дуального управления Ч. 2: «Автомат. и Телемех.» / А. А. Фельдбаум. – Москва: 1960г. 1453–1464 с.
16. Медведев, А. В. К теории непараметрических систем / А. В. Медведев // Сибирский журнал науки и технологий – 2010 г. – №5. – С. 6-13.
17. Воронов, А. А. Теория автоматического управления: Учеб, для вузов по спец. «Автоматика и телемеханика». Ч. II Теория нелинейных и специальных систем автоматического управления / А. А. Воронов, Д. П. Ким, В. М. Лохин и др. – Москва: Высш. шк., 1986 г. – с.
18. Солодовников, В. В. Теория автоматического управления техническими системами / В. В. Солодовников, В. Н. Плотников, А. В. Яковлев. – М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, 1993. – 492 с.
19. Эйкхофф, П. Основы идентификации систем управления / П. Эйкхофф. – М.: Мир, 1975. – 681 с.
20. Семенов, А. Д. Идентификация объектов управления: учебн. пособие / А. Д. Семенов, Д. В. Артамонов, А. В. Брюхачев. – Пенза: Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2003. – 211 с.
21. Спиди, К. Теория управления (идентификация и оптимальное управление) / К. Спиди, Р. Браун, Дж. Гудвин. – М.: Мир, 1973. – 248 с.
22. Прангишвили, И. В. Идентификация систем и задачи управления: на пути к современным системным методологиям / И. В. Прангишвили, В. А. Лотоцкий, К. С. Гинсберг // Проблемы управления. – 2004. – №4

23. Перегудов, Ф. И. Введение в системный анализ. / Ф. И. Перегудов, Ф. П. Тарасенко. – М.: Высш. шк., 1989. – 361 с.
24. Дилигенская, А. Н. Идентификация объектов управления: учебное пособие / А. Н. Дилигенская. – Самара: Самар. гос. техн. ун-т, 2009. – 136 с.
25. Wittenmark, B. Adaptive dual control methods: An overview, in Proc. 5th IFAC Symp. Adaptive Syst. Control Signal Processing, 1995, pp. 67–72.
26. Чжан, Е. А. О непараметрическом алгоритме дуального управления многомерных безынерционных систем с запаздыванием / Е. А. Чжан // Проспект свободный - 2016. – Красноярск, 2016. – С. 79-82.
27. Мирошник, И. В. Теория автоматического управления. Линейные системы / И. В. Мирошник. – СПб.: Питер, 2005. – 336 с.
28. Рубан, А.И. Методы анализа данных: учебное пособие / А. И. Рубан. – Красноярск: ИПЦ КГТУ, 2004. – 319 с.
29. Заварин, А. Н. Использование априорной информации в непараметрических оценках функции регрессии / А. Н. Заварин // Автоматика и телемеханика. – 1985. – №5. – С.79-85.

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт космических и информационных технологий
Базовая кафедра интеллектуальных систем управления

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой



Ю. Ю. Якунин

«11» июня 2018г.

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

27.03.03 «Системный анализ и управление»

Алгоритм непараметрического дуального управления многомерными
дискретно-непрерывными процессами с запаздыванием


Руководитель

 11.06.18
подпись, дата

ст. преподаватель
должность, ученая степень

Е. А. Чжан

Выпускник

8.06.18 
подпись, дата

Д. А. Кемпф

Красноярск 2018